THÈSE

présentée

A L'UNIVERSITÉ SCIENTIFIQUE ET MÉDICALE DE GRENOBLE

pour obtenir

LE GRADE DE DOCTEUR-INGÉNIEUR

PAR

José AKLE-FIERRO
ICE (Mexico) - IAG

TITRE

ETUDE D'ALGORITHMES D'IDENTIFICATION DE SYSTEMES LINEAIRES APPLICATIONS EN TEMPS REEL

Soutenue le 5 Juillet 1973, devant la Commission d'examen

JURY

MM. R. PAUTHENET	*Président*	
R. PERRET	*Examinateurs*	
C. FOULARD		
G. BORNARD	*Invités*	
B. SEMPÉ		

THÈSE

présentée

A L'UNIVERSITÉ SCIENTIFIQUE ET MÉDICALE DE GRENOBLE

pour obtenir

LE GRADE DE DOCTEUR-INGÉNIEUR

PAR

José AKLE-FIERRO
ICE (Mexico) - IAG

TITRE

ETUDE D'ALGORITHMES D'IDENTIFICATION DE SYSTEMES LINEAIRES APPLICATIONS EN TEMPS REEL

Soutenue le 5 Juillet 1973, devant la Commission d'examen

JURY

MM. R. PAUTHENET	*Président*
R. PERRET C. FOULARD	*Examinateurs*
G. BORNARD B. SEMPÉ	*Invités*

UNIV.
LEIDEN
BIBL.

UNIVERSITE SCIENTIFIQUE
ET MEDICALE DE GRENOBLE

LISTE DES PROFESSEURS

Président : Monsieur Michel SOUTIF
Vice-Président : Monsieur Gabriel CAU

PROFESSEURS TITULAIRES

MM.	ANGLES D'AURIAC Paul	Mécanique des fluides
	ARNAUD Georges	Clinique des maladies infectieuses
	ARNAUD Paul	Chimie
	AUBERT Guy	Physique
	AYANT Yves	Physique approfondie
Mme	BARBIER Marie-Jeanne	Electrochimie
MM.	BARBIER Jean-Claude	Physique expérimentale
	BARBIER Reynold	Géologie appliquée
	BARJON Robert	Physique nucléaire
	BARNOUD Fernand	Biosynthèse de la cellulose
	BARRA Jean-René	Statistiques
	BARRIE Joseph	Clinique chirurgicale
	BENOIT Jean	Radioélectricité
	BERNARD Alain	Mathématiques Pures
	BESSON Jean	Electrochimie
	BEZES Henri	Chirurgie générale
	BLAMBERT Maurice	Mathématiques Pures
	BOLLIET Louis	Informatique (IUT B)
	BONNET Georges	Electrotechnique
	BONNET Jean-Louis	Clinique ophtalmologique
	BONNET-EYMARD Joseph	Pathologie médicale
	BONNIER Etienne	Electrochimie Electrométallurgie
	BOUCHERLE André	Chimie et Toxicologie
	BOUCHEZ Robert	Physique nucléaire
	BOUSSARD Jean-Claude	Mathématiques Appliquées
	BRAVARD Yves	Géographie
	BRISSONNEAU Pierre	Physique du Solide
	BUYLE-BODIN Maurice	Electronique
	CABANAC Jean	Pathologie chirurgicale
	CABANEL Guy	Clinique rhumatologique et hydrologie
	CALAS François	Anatomie
	CARRAZ Gilbert	Biologie animale et pharmacodynamie
	CAU Gabriel	Médecine légale et Toxicologie
	CAUQUIS Georges	Chimie organique
	CHABAUTY Claude	Mathématiques Pures
	CHARACHON Robert	Oto-Rhino-Laryngologie
	CHATEAU Robert	Thérapeutique
	CHENE Marcel	Chimie papetière
	COEUR André	Pharmacie chimique
	CONTAMIN Robert	Clinique gynécologique
	COUDERC Pierre	Anatomie Pathologique
	CRAYA Antoine	Mécanique
Mme	DEBELMAS Anne-Marie	Matière médicale
MM.	DEBELMAS Jacques	Géologie générale
	DEGRANGE Charles	Zoologie
	DESRE Pierre	Métallurgie
	DESSAUX Georges	Physiologie animale
	DODU Jacques	Mécanique appliquée
	DOLIQUE Jean-Michel	Physique des plasmas
	DREYFUS Bernard	Thermodynamique
	DUCROS Pierre	Cristallographie
	DUGOIS Pierre	Clinique de Dermatologie et Syphiligraphie
	FAU René	Clinique neuro-psychiatrique
	FELICI Noël	Electrostatique

MM.	GAGNAIRE Didier	Chimie physique
	GALLISSOT François	Mathématiques Pures
	GALVANI Octave	Mathématiques Pures
	GASTINEL Noël	Analyse numérique
	GEINDRE Michel	Electroradiologie
	GERBER Robert	Mathématiques Pures
	GIRAUD Pierre	Géologie
	KLEIN Joseph	Mathématiques Pures
Mme	KOFLER Lucie	Botanique et Physiologie végétale
MM.	KOSZUL Jean-Louis	Mathématiques Pures
	KRAVTCHENKO Julien	Mécanique
	KUNTZMANN Jean	Mathématiques Appliquées
	LACAZE Albert	Thermodynamique
	LACHARME Jean	Biologie végétale
	LAJZEROWICZ Joseph	Physique
	LATREILLE René	Chirurgie générale
	LATURAZE Jean	Biochimie pharmaceutique
	LAURENT Pierre	Mathématiques Appliquées
	LEDRU Jean	Clinique médicale B
	LLIBOUTRY Louis	Géophysique
	LOUP Jean	Géographie
Mle	LUTZ Elisabeth	Mathématiques Pures
	MALGRANGE Bernard	Mathématiques Pures
	MALINAS Yves	Clinique obstétricale
	MARTIN-NOEL Pierre	Sémélologie médicale
	MASSEPORT Jean	Géographie
	MAZARE Yves	Clinique médicale A
	MICHEL Robert	Minéralogie et Pétrographie
	MOURIQUAND Claude	Histologie
	MOUSSA André	Chimie nucléaire
	NEEL Louis	Physique du Solide
	OZENDA Paul	Botanique
	PAUTHENET René	Electrotechnique
	PAYAN Jean-Jacques	Mathématiques Pures
	PEBAY-PEYROULA Jean-Claude	Physique
	PERRET René	Servomécanismes
	PILLET Emile	Physique Industrielle
	RASSAT André	Chimie systématique
	RENARD Michel	Thermodynamique
	REULOS René	Physique Industrielle
	RINALDI Renaud	Physique
	ROGET Jean	Clinique de pédiatrie et de puériculture
	SANTON Lucien	Mécanique
	SEIGNEURIN Raymond	Microbiologie et Hygiène
	SENGEL Philippe	Zoologie
	SILBERT Robert	Mécanique des fluides
	SOUTIF Michel	Physique générale
	TANCHE Maurice	Physiologie
	TRAYNARD Philippe	Chimie générale
	VAILLAND François	Zoologie
	VALENTIN Jacques	Physique Nucléaire
	VAUQUOIS Bernard	Calcul électronique
Mme	VERAIN Alice	Pharmacie galénique
M.	VERAIN André	Physique
Mme	VEYRET Germaine	Géographie
MM.	VEYRET Paul	Géographie
	VIGNAIS Pierre	Biochimie médicale
	YOCCOZ Jean	Physique nucléaire théorique

PROFESSEURS ASSOCIES

MM.	BULLEMER Bernhard	Physique
	HANO JUN-ICHI	Mathématiques Pures
	STEPHENS Michaël	Mathématiques Appliquées

PROFESSEURS SANS CHAIRE

MM.	BEAUDOING André	Pédiatrie
Mme	BERTRANDIAS Françoise	Mathématiques Pures
MM.	BERTRANDIAS Jean-Paul	Mathématiques appliquées
	BIAREZ Jean-Pierre	Mécanique
	BONNETAIN Lucien	Chimie minérale
Mme	BONNIER Jane	Chimie générale
MM.	CARLIER Georges	Biologie végétale
	COHEN Joseph	Electrotechnique
	COUMES André	Radioélectricité
	DEPASSEL Roger	Mécanique des Fluides
	DEPORTES Charles	Chimie minérale
	GAUTHIER Yves	Sciences biologiques
	GAVEND Michel	Pharmacologie
	GERMAIN Jean Pierre	Mécanique
	GIDON Paul	Géologie et Minéralogie
	GLENAT René	Chimie organique
	HACQUES Gérard	Calcul numérique
	JANIN Bernard	Géographie
Mme	KAHANE Josette	Physique
MM.	MULLER Jean-Michel	Thérapeutique
	PERRIAUX Jean-Jacques	Géologie et minéralogie
	POULOUJADOFF Michel	Electrotechnique
	REBECQ Jacques	Biologie (CUS)
	REVOL Michel	Urologie
	REYMOND Jean-Charles	Chirurgie générale
	ROBERT André	Chimie papetière
	DE ROUGEMONT Jacques	Neurochirurgie
	SARRAZIN Roger	Anatomie et chirurgie
	SARROT-REYNAULD Jean	Géologie
	SIBILLE Robert	Construction Mécanique
	SIROT Louis	Chirurgie générale
Mme	SOUTIF Jeanne	Physique générale

MAITRES DE CONFERENCES ET MAITRES DE CONFERENCES AGREGES

Mle	AGNIUS-DELORD Claudine	Physique pharmaceutique
	ALARY Josette	Chimie analytique
MM.	AMBLARD Pierre	Dermatologie
	AMBROISE-THOMAS Pierre	Parasitologie
	ARMAND Yves	Chimie
	BEGUIN Claude	Chimie organique
	BELORIZKY Elie	Physique
	BENZAKEN Claude	Mathématiques Appliquées
	BILLET Jean	Géographie
	BLIMAN Samuel	Electronique (EIE)
	BLOCH Daniel	Electrotechnique
Mme	BOUCHE Liane	Mathématiques (CUS)
MM.	BOUCHET Yves	Anatomie
	BOUVARD Maurice	Mécanique des Fluides

MM.	BRODEAU François	Mathématiques (IUT B)
	BRUGEL Lucien	Energétique
	BUISSON Roger	Physique
	BUTEL Jean	Orthopédie
	CHAMBAZ Edmond	Biochimie médicale
	CHAMPETIER Jean	Anatomie et organogénèse
	CHIAVERINA Jean	Biologie appliquée (EFP)
	CHIBON Pierre	Biologie animale
	COHEN-ADDAD Jean-Pierre	Spectrométrie physique
	COLOMB Maurice	Biochimie médicale
	CONTE René	Physique
	COULOMB Max	Radiologie
	CROUZET Guy	Radiologie
	DURAND Francis	Métallurgie
	DUSSAUD René	Mathématiques (CUS)
Mme	ETERRADOSSI Jacqueline	Physiologie
MM.	FAURE Jacques	Médecine légale
	GENSAC Pierre	Botanique
	GIDON Maurice	Géologie
	GRIFFITHS Michaël	Mathématiques Appliquées
	GROULADE Joseph	Biochimie médicale
	HOLLARD Daniel	Hématologie
	HUGONOT Robert	Hygiène et Médecine préventive
	IDELMAN Simon	Physiologie animale
	IVANES Marcel	Electricité
	JALBERT Pierre	Histologie
	JOLY Jean-René	Mathématiques Pures
	JOUBERT Jean-Claude	Physique du Solide
	JULLIEN Pierre	Mathématiques Pures
	KAHANE André	Physique générale
	KUHN Gérard	Physique
	LACOUME Jean-Louis	Physique
Mme	LAJZEROWICZ Jeannine	Physique
MM.	LANCIA Roland	Physique atomique
	LE JUNTER Noël	Electronique
	LEROY Philippe	Mathématiques
	LOISEAUX Jean-Marie	Physique Nucléaire
	LONGEQUEUE Jean-Pierre	Physique Nucléaire
	LUU DUC Cuong	Chimie Organique
	MACHE Régis	Physiologie végétale
	MAGNIN Robert	Hygiène et Médecine préventive
	MARECHAL Jean	Mécanique
	MARTIN-BOUYER Michel	Chimie (CUS)
	MAYNARD Roger	Physique du Solide
	MICHOULIER Jean	Physique (I.U.T. "A")
	MICOUD Max	Maladies Infectieuses
	MOREAU René	Hydraulique (INP)
	NEGRE Robert	Mécanique
	PARAMELLE Bernard	Pneumologie
	PECCOUD François	Analyse (IUT B)
	PEFFEN René	Métallurgie
	PELMONT Jean	Physiologie animale
	PERRET Jean	Neurologie
	PERRIN Louis	Pathologie expérimentale
	PFISTER Jean-Claude	Physique du Solide
	PHELIP Xavier	Rhumatologie
Mlle	PIERY Yvette	Biologie animale

MM.	RACHAIL Michel	Médecine interne
	RACINET Claude	Gynécologie et obstétrique
	RENAUD Maurice	Chimie
	RICHARD Lucien	Botanique
Mme	RINAUDO Marguerite	Chimie macromoléculaire
MM.	ROMIER Guy	Mathématiques (IUT B)
	SIOM Jean Claude	Chimie Générale
	STIEGLITZ Paul	Anesthésiologie
	STOEBNER Pierre	Anatomie pathologique
	VAN CUTSEM Bernard	Mathématiques Appliquées
	VEILLON Gérard	Mathématiques Appliquées (INP)
	VIALON Pierre	Géologie
	VOOG Robert	Médecine interne
	VROUSSOS Constantin	Radiologie
	ZADWORNY François	Electronique

MAITRES DE CONFERENCES ASSOCIES

MM.	BOUDOURIS Georges	Radioélectricité
	CHEEKE John	Thermodynamique
	GOLDSCHMIDT Hubert	Mathématiques
	SIDNEY STUARD	Mathématiques Pures
	YACOUD Mahmoud	Médecine légale

CHARGES DE FONCTIONS DE MAITRES DE CONFERENCES

Mme	BERIEL Hélène	Physiologie
Mme	RENAUDET Jacqueline	Microbiologie

Fait le 30 Mai 1972

AVANT - PROPOS

Ce travail a été effectué grâce à la collaboration de la Société Télémécanique Electrique et du Laboratoire d'Automatique de l'Institut National Polytechnique de Grenoble.

Que Monsieur le Professeur PAUTHENET trouve ici l'expression de ma reconnaissance pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de présider ce Jury de Thèse.

Toute ma gratitude s'adresse à Monsieur le Professeur PERRET qui a bien voulu m'accueillir dans son Laboratoire et dont l'enseignement, les conseils et les encouragements m'ont permis de mener à bien cette étude.

Je sais gré à Monsieur FOULARD de l'intérêt qu'il a porté à ce travail, ainsi que de la compréhension qu'il m'a accordée.

Je remercie Monsieur BORNARD d'avoir examiné avec bienveillance cette thèse et accepté de participer au jury.

Que Monsieur SEMPE, qui a bien voulu m'accueillir au Département de Recherches de la Télémécanique Electrique, sache combien je lui suis reconnaissant.

Il m'est agréable de témoigner ma reconnaissance à Monsieur BOUDILLON, pour sa participation à ce travail et pour l'appui chaleureux et effacace que j'ai reçu auprès de lui.

Quant à Monsieur CHERUY et à tous mes camarades de la Télémécanique Electrique et du Laboratoire d'Automatique qu'ils reçoivent mes plus vifs remerciements pour la participation amicale qu'ils ont souvent apportée à ce travail.

SOMMAIRE

Chapitre I : Introduction

Chapitre II : Méthode adaptative récurrente de moindres carrés généralisés

1. Introduction
2. Modèle du système
3. Méthode récurrente
4. Algorithme récurrent
5. Structure de données - Mémoire et Opérations.

Chapitre III: Une méthode d'approximation stochastique

1. Introduction
2. Estimation des paramètres
3. Convergence de l'algorithme d'estimation
4. Structure de données - Mémoire et Opérations

Chapitre IV : Etude comparative

1. Introduction
2. Etude expérimentale
   - 2.1 Expériences effectuées et résultats numériques
   - 2.2 Entrées
   - 2.3 Enregistrements des résultats
3. Etude comparative
   - 3.1 Mémoire - Opérations arithmétiques et temps effectif de calcul
   - 3.2 Convergence
   - 3.3 Caractérisation et précision
4. Conclusions

Chapitre V : Mise en oeuvre en temps réel

1. INTRODUCTION

    1.1 Problèmes de mise en oeuvre
    1.2 Choix de COPRES

2. COPRES

    2.1 Organisation générale
    2.2 SUPROS (programme superviseur)
    2.3 COPRES MESURE
    2.4 COPRES COMMANDE
    2.5 Dialogue opérateur-système

3. TRAITEMENT ELEMENTAIRE D'IDENTIFICATION EN TEMPS REEL ESP

    3.1 Rappel de l'algorithme A.S
    3.2 Module traitement élémentaire
    3.3 Travail de mise à jour

4. EXEMPLE DE MISE EN OEUVRE

    4.1 Introduction
    4.2 Simulation
    4.3 Mise en oeuvre sur processus pilote.

CONCLUSION :

APPENDICE 1 : PROCEDE PILOTE

APPENDICE 2 : ALGORITHME RECURRENT ET MOINDRES CARRES

BIBLIOGRAPHIE :

CHAPITRE I

INTRODUCTION

Pour faire la synthèse d'un système de commande d'un procédé dynamique il est nécessaire de connaître directement ou indirectement cette dynamique. Souvent on peut obtenir des équations qui décrivent le comportement dynamique du procédé à partir des lois physiques qui expriment : la conservation de la masse, énergie, couple, etc...

En général les équations qui constituent le modèle mathématique d'un procédé industriel sont très complexes, et il y a des paramètres inconnus. Il est donc nécessaire d'effectuer des expériences sur le procédé pour l'identifier, c'est-à-dire pour obtenir un modèle mathématique de son comportement dynamique.

Ceci pose plusieurs problèmes. Réf. (A I).

- Choix de la forme du modèle (réponse impulsionnelle, fonction de transfert équation d'état, équation des différences, etc...).
- Choix du signal d'entrée.
- Choix de la méthode d'identification.

Zadeh (Z.I) a défini trois étapes de l'obtention d'un modèle :

- La caractérisation.
- La classification.
- L'identification.

Le premier aspect traite de la représentation des relations entrée-sortie. Ces représentations peuvent s'exprimer comme la solution des équations différentielles, équations d'état, fonctions de transfert, opérateur intégral etc... et peuvent changer si le système est continu dans le temps ou discret, stochastique, etc...

Le deuxième aspect, la classification, détermine à partir des observations l'appartenance à une classe dans une famille. Deux problèmes se posent alors :

- détermination de l'ordre d'une équation différentielle ou aux différences.

- détermination de la linéarité ou non-linéarité d'un système.

L'aspect de l'identification considère les moyens pour déterminer les caractéristiques spécifiques à partir des observations de l'entrée et de la sortie du système. Une définition précise de l'identification est donnée par Zadeh. Réf. (Z I).

"L'identification est la détermination, sur la base des entrées-sorties, d'un système appartenant à une classe spécifiée, auquel le système soumis à l'expérience est équivalent".

Il est donc nécessaire, d'après cette définition, de spécifier la classe de système, la classe de signaux d'entrée et le critère employé pour évaluer l'équivalence. Le choix de la classe de systèmes, de la classe de signaux d'entrée et le critère est déterminé par les connaissances à priori sur le procédé, ainsi que par le but de l'identification.

Méthodes d'identification :

D'après la définition de Åström, la classification des diverses méthodes d'identification se fait par rapport à :

- la classe de systèmes
- la classe de signaux d'entrée
- le critère d'équivalence
- les aspects de la mise en oeuvre.

Åström et Eykhoff ont fait une classification très complète dans la publication référée en A2.

Du point de vue classe de systèmes ils définissent deux types : linéaires par rapport aux paramètres et linéaires par rapport aux entrées-sorties. Une représentation mathématique peut être paramétrique. Elle peut être aussi continue ou discrète :

Une représentation par équation aux différences linéaire est un modèle paramétrique, discret. Une réponse impulsionnelle est un représentation non paramétrique, continue.

Par rapport au signal d'entrée, les méthodes peuvent avoir besoin d'une entrée spécifique, comme c'est le cas pour certaines méthodes d'intercorrélation (CHE 1), ou bien fonctionner avec les entrées courantes pendant l'opération du procédé à identifier. Dans tous les cas, il est nécessaire que les modes qu'on veut identifier soient excités par l'entrée.

En général, le critère est exprimé comme une fonctionnelle d'une erreur. On peut considérer trois classes de distance engendrées par l'erreur :

- distance de structure
- distance d'état
- erreur modèle-système.

Si le but de l'identification est la commande du procédé que l'on veut identifier, il semble logique de choisir comme critère l'erreur modèle-système.

Les calculateurs numériques sont souvent utilisés pour l'acquisition de mesures, la supervision et la commande de procédés. Comme le traitement des mesures est fait à des instants discrets, la classe de modèles sera donc celle des systèmes discrets.

Le problème pratique de l'identification est donc la minimisation du critère avec comme restriction, la classe de modèles choisie.

Dans les méthodes en temps différé, cette minimisation s'effectue avec une séquence donnée de mesures entrée-sortie. Si l'algorithme traite les paires entrée-sortie au fur et à mesure de leur arrivée on parle de méthodes récurrentes.

S. Gentil, dans la référence |G1| a étudié du point de vue théorique et pratique les méthodes statistiques en temps différé, telles que la matrice instrumentale, la méthode de moindres carrés généralisés, proposée par Clarcke (CL 1) et le maximum de vraisemblance proposée par Aström.

Un inconvénient des algorithmes en temps différé est la nécessité de traiter la séquence d'entrée-sortie en sa totalité, ce qui demande une quantité de mémoire considérable.

L'utilisation des algorithmes récurrents permet de résoudre ce problème, étant donné que les calculs ne font intervenir qu'un nombre limité de mesures.

Un avantage additionnel est la possibilité d'utilisation en temps réel, en faisant les calculs entre les instants d'échantillonage.

Etant donné que l'on veut que le modèle mathématique représente le comportement du système du point de vue entrée-sortie on est naturellement amené à choisir des algorithmes récurrents qui minimisent l'écart entre sortie observée et la sortie prédite par le modèle à partir des observations. Ces algorithmes récurrents, pour estimer un vecteur de paramètres $\underline{\theta}$ sont de la forme :

$$\underline{\hat{\theta}}(K+1) = \underline{\hat{\theta}}(k) + Q(k) \times F(e(k+1))$$

La mise à jour se fait en fonction de l'erreur de prédiction à l'instant k + 1 c'est-à-dire de la différence entre la sortie mesurée et la sortie du modèle.

La différence entre ces algorithmes existe au niveau de la complexité de Q. Parmi les études publiées on trouve :

Approximation stochastique : Albert et Gardner (AG 1) ont démontré la convergence. Saridis a publié des résultats de simulation aussi bien que de démonstration de convergence pour des cas particuliers. (SAR 1), (SAR 2).

Matrice instrumentale : Banon (BA 1) a démontré la convergence en probabilité. Il a fait aussi un certain nombre d'essais en simulation sur calculateur hybride.

Filtrage non linéaire : De Larminat a étudié cette méthode, et il a fait un grand nombre d'essais sur des processus physiques, ce qui rend son travail très intéressant, étant donné que le nombre d'applications réelles qu'on trouve dans la littérature est très restreint.

Apprentissage : Nagumo et Noda ont défini un algorithme (NA 1).

Moindres carrés : Young (YO 1) a défini un algorithme pour l'identification par la méthode des moindres carrés. Cette méthode est biaisée si le modèle n'est pas linéaire par rapport aux paramètres et si le bruit de mesure n'est pas blanc.

Beaucoup d'autres méthodes ont été étudiées parmi lesquelles l'estimation bayessienne par Aoki (AO 1), une méthode du maximum de vraisemblance simplifié par Peterka (P 1).

But de l'étude :

Le but de cette étude est de mettre en oeuvre en temps réel des algorithmes récurrents d'identification. La mise en oeuvre se fera sur calculateur numérique. Ces algorithmes sont destinés à être utilisés dans un contexte industriel.

L'utilisation doit être simplifiée au maximum de façon que l'éventuel utilisateur soit affranchi de la plupart de problèmes de programmation (superviseur, moniteur, E/S, enchaînement, etc...).

Dans ce contexte, il y a de plus en plus d'installations de calculateurs numériques, dont les fonctions principales sont l'acquisition de mesures, la supervision et la commande de procédés dynamiques.

Etant donné que l'information est prélevée à des instants discrets, il est convenable de représenter le modèle de l'évolution dynamique du processus par une équation aux différences. Dans ces conditions il paraît intéressant de disposer d'un algorithme récurrent (pour une mise en oeuvre en temps réel), convergent, d'identification dans le sens de Zadeh pour une classe restreinte de systèmes dynamiques, les systèmes linéaires.

Cet algorithmes doit (réf. L I) :

- Converger quel que soit le point de départ choisi.
- Occuper le moins possible de mémoire.
- Nécessiter le nombre minimal d'opérations arithmétiques (pour la rapidité).
- Traiter les observations entre les instants d'échantillonnage.
- Converger en présence de bruits additifs à l'entrée et/ou à la sortie.

- Faire le minimum d'hypothèses sur les caractéristiques des perturbations.
- Etre adapté à une large classe de signaux d'entrée.
- Suivre une variation éventuelle des paramètres.
- Avoir une perte d'efficacité peu importante si les observations sont obtenues dans des périodes d'essai non consécutives.

Description de l'étude :

Pour permettre une mise en oeuvre la plus générale possible et facilement utilisable on s'est volontairement limité aux systèmes monovariables.

De plus, généralement, on ignore la valeur des conditions intiales, et les observations sont entachées de bruit.

Dans un contexte industriel c'est la théorie de la commande linéaire qui est la plus utilisée pour déterminer des stratégies de commande. On fait donc une hypothèse linéaire. Cette linéarisation est valable pour un domaine plus ou moins restreint autour d'un point de fonctionnement. Si le point de fonctionnement varie, il peut être nécessaire d'actualiser le modèle. On peut considérer deux causes de variation :

- Des variations lentes dues au vieillissement, dérive, etc...
- Des variations brusques, provoquées par un changement d'un point d'opération.

En général, les paramètres du système chengeront au fur et à mesure que le point d'opération se déplace. Si du point de vue commande les variations sont très lentes, il peut suffire de calculer les paramètres du modèle en temps différé.

Si, par contre, les paramètres varient rapidement, il peut s'avérer utile d'employer des algorithmes qui puissent suivre cette variation.

Pour atteindre les objectifs fixés, on a retenu et comparé deux méthodes. La méthode de moindres carrés généralisés (MCGR) et l'approximation stochastique. Dans le premier cas l'algorithme récurrent a été obtenu. Cette

méthode est plus coûteuse du point de vue mémoire et opérations arithmétiques nécessaires pour un pas de calcul. La deuxième méthode est plus simple, nécessite moins de mémoire et d'opérations, mais a une convergence plus lente.

Le travail est présenté dans 4 chapitres :

Chapitre II : Méthode récurrente de moindres carrés généralisés

A partir de l'algorithme itératif défini par Clarcke (C 1) et étudié par Gentil (G 1), on a défini un algorithme récurrent pour mise en oeuvre en temps réel. La convergence n'a pas été démontrée. Dans sa forme récurrente, il est possible de suivre une éventuelle variation de paramètres, avec de bonnes performances dans la rapidité d'adaptation. Cet algorithme permet de traiter les couples entrée-sortie au fur et à mesure qu'il sont obtenus, de façon que la mémoire et les opérations arithmétiques nécessaires à chaque pas ne soient pas une fonction de la quantité d'observations obtenues.

Chapitre III : Méthode de l'approximation stochastique

On trouvera dans ce chapitre une description de cette méthode, qui est essentiellement une méthode du gradient dont le pas est donné.

Il a été retenu pour plusieurs raisons :

- simplicité de programmation
- grande insensibilité aux perturbations
- nécessité du minimum d'information à priori sur les caractéristiques statistiques des perturbations.

La mise en oeuvre est rapide, nécessite peu de mémoire et peu de calculs à chaque pas, d'où son intérêt pour exploitation industrielle éventuelle. Une démonstration de convergence a été établie. La convergence est relativement lente.

Chapitre IV : Etude comparative

Cette étude comporte deux phases :
- une étude expérimentale
- une comparaison des aspects pratiques de la mise en oeuvre.

Dans l'étude expérimentale on a mis en oeuvre l'algorithme d'approximation stochastique. Cet algorithme a été utilisé en temps réel avec un calculateur numérique T 2000 couplé à un procédé pilote. Ce procédé comprend essentiellement un circuit hydraulique, des actionneurs et l'instrumentation associée.

Plusieurs essais ont été effectués simultanément (jusqu'à neuf), avec et sans changement de paramètres, permettant d'identifier plusieurs sorties par rapport à une entrée.

L'algorithme de moindres carrés, généralisés a été exploité en FORTRAN avec les mêmes observations d'entrée-sortie que dans la méthode de A.S. pour permettre une étude comparative. L'exploitation en temps réel serait immédiate si le module de calcul correspondant était programmé en langage assembleur.

Signal d'entrée :
Bien que les méthodes précédemment mentionnées n'aient pas besoin d'une entrée particulière, pour identifier un système il faut l'exciter, de façon que l'influence sur la sortie des différents modes soit appréciable.

Aström réf. (A I) a appelé "entrée à excitation persistente" l'entrée nécessaire pour avoir une estimation consistante, dans le cas des moindres carrés et du maximum de vraisemblance.

Aoki et Staley réf. (AO 2) ont défini la méthode d'obtention des entrées qui minimisent la variance de l'estimation dans le cas où il existe des contraintes sur l'entrée.

Les séquences pseudoaléatoires sont à excitation persistente. En choisissant le pas et la longueur, on peut obtenir une largeur du spectre donné

réf. (DA I). Dans toutes les expériences effectuées l'entrée choisie a été pseudoaléatoire.

Chapitre V :

Une fois étudiés les divers problèmes de mise en oeuvre en temps réel, il a été choisi d'intégrer l'identification en temps réel comme traitement élémentaire sous le système COPRES.

COPRES, qui est un ensemble de programmes d'application, assure les fonctions suivantes :

- acquisition de mesures.
- traitement de ces mesures.
- surveillance.
- calcul de commandes à appliquer au processus.
- dialogue opérateur.

Il est organisé en modules de service qui travaillent sur données. Ces données contiennent en particulier l'enchainement d'une suite d'algorithmes élémentaires à effectuer sur un ensemble de mesures.

L'identification constituera donc un des algorithmes appelés traitements élémentaires. L'adaptation à un algorithme d'identification de la forme énoncée précédemment est immédiate.

Dans la bibliothèque de traitements élémentaires disponibles on trouve :

- traitements de calcul arithmétique.
- traitements de correction (ou de régulation).
- traitements de génération de signaux (carré, sinusoïdal, binaire et ternaire pseudoaléatroire).
- traitements de sortie (communication avec les moniteurs de gestion des sorties analogiques).
- traitements d'analyse de signaux.

Etant donné que la génération du système n'utilise que des données physiques propres au processus, fournies en un langage utilisateur, celui-ci

n'a pas besoin de connaissances précises de programmation, le dialogue utilisateur-système se fait facilement, réduisant considérablement le temps de programmation et de mise au point.

En résumé, on a utilisé une méthode simple, de convergence lente, et une autre méthode, de convergence plus rapide, mais qui demande plus de calculs et de mémoire. Dans le cas de l'approximation stochastique la convergence a été démontrée. Un algorithme récurrent de moindres carrés généralisés a été défini. Une évaluation comparative du temps de calcul, en fonction du nombre de paramètres a été effectuée, pour analyser les possibilités d'application dans un cas particulier.

CHAPITRE II

IDENTIFICATION PAR LA METHODE ADAPTATIVE RECURRENTE DES MOINDRES CARRES GENERALISES.

I - INTRODUCTION

L'estimation des paramètres des modèles mathématiques des systèmes physiques est envisagée en considérant qu'un modèle linéaire décrit le comportement du système d'une façon adéquate, pour les conditions données de fonctionnement.

Le modèle choisi est discret avec une entrée et une sortie. La sortie peut être soumise à une perturbation aléatoire additive non mesurable. L'entrée et la sortie perturbées sont mesurables. Les paramètres peuvent varier dans le temps, donc l'estimation doit être adaptative, et l'information doit pouvoir être traitée entre les instants d'échantillonnage par paires entrée-sortie. L'algorithme considéré peut être mis en oeuvre "enligne" ou en temps différé.

II - MODELE DU SYSTEME

On considère un système discret à une entrée et une sortie dont la relation entrée-sortie est :

$$(1 + A\ (z^{-1}))\ y\ (kT) = z^{-K}\ B\ (z^{-1})\ u\ (kT) \qquad 2.1$$

$$Z\ (kT) = y\ (kT) + V\ (kT)$$

$y\ (kT)$: sortie non perturbée
$u\ (kT)$: entrée
$Z\ (kT)$: sortie perturbée (mesurée)
$V\ (kT)$: bruit de mesure

z^{-1} : opérateur de retard tel que $z^{-1} y(kT) = y((k-1)T)$

$$A(z^{-1}) = a_1^o z^{-1} + a_2^o z^{-2} + \ldots + a_n^o z^{-n}$$

$$B(z^{-1}) = b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \ldots + b_n z^{-n}$$

On a donc pour une période d'échantillonnage T, et un système d'ordre n, avec un retard de K périodes d'échantillonnage, à l'instant t = kT.

$$y(kT) + a_1^o y((k-1)T) + \ldots + a_n^o y((k-n)T) =$$

$$b_1 u((k-K-1)T) + b_2 u((k-K-2)T) + \ldots + b_n u((k-K-n)T)$$

L'écriture des équations pour A et B comporte plusieurs hypothèses.

Etant donné que pour la plupart des systèmes physiques couramment rencontrés, la sortie y à l'instant t_o n'est pas une fonction de l'entrée au même instant, on a choisi $b_o = 0$. La généralisation de la méthode pour $b_o \neq 0$ est immédiate. Les algorithmes ne changent pas. Seulement la mise en oeuvre doit être modifiée.

A et B sont des polynômes du même ordre. On aurait pu choisir l'ordre p de B inférieur ou égal à l'ordre n de A. Il aurait fallu fixer p à priori. Dans la pratique, si $p \leq n$, un certain nombre de paramètres seront nuls au moment des expériences.

L'influence des conditions intiales sur la sortie décroît avec le temps. Après un certain nombre d'échantillons cette influence sera négligeable. On peut donc ignorer les conditions initiales si les mesures sont étalées sur une longue période de temps.

III - MOINDRES CARRES GENERALISES - METHODE RECURRENTE

La perturbation V est considérée comme la sortie d'un filtre qui a un bruit blanc ξ à l'entrée.

Le bruit est décrit par l'équation suivante :

$$(1 + F(z^{-1}))V(kT) = (1 + G(z^{-1}))\ \xi(kT)$$

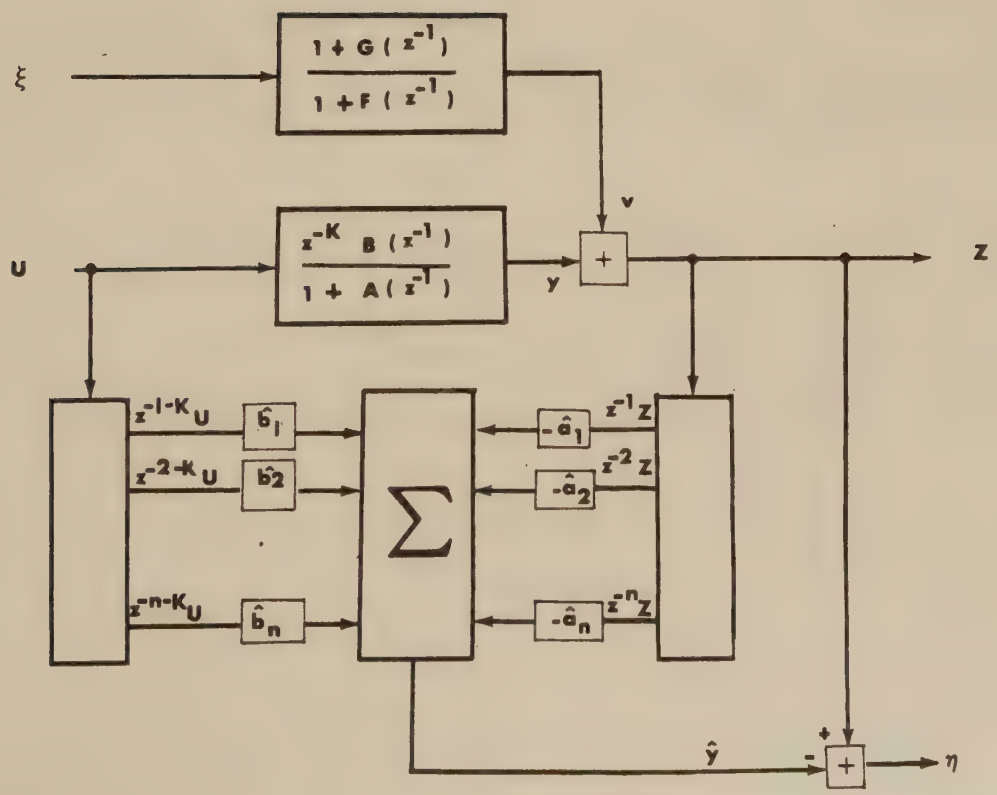
La sortie mesurée est : $Z(kT) = y(kT) + V(kT)$

On a :

$$(1 + A(z^{-1}))\ Z(kT) = z^{-K} B(z^{-1})\ u(kT) + e(kT)$$

$$e(kT) = \frac{(1 + A(z^{-1}))\ (1 + G(z^{-1}))}{1 + F(z^{-1})}\ \xi(kT) \qquad 2.2$$

$$= (1 + A(z^{-1}))\ V(kT)$$



Considérons N observations

$$Z(kT) = -a_1^o Z((k-1)T) - a_2^o Z((k-2)T) - \ldots - a_n^o Z((k-n)T) + \quad 2.3$$

$$b_1 u((k-1-K)T) + b_2 u((k-2-K)T) + \ldots + b_n u((k-n-K)T) +$$

$$e(kT)$$

$$Z((k+1)T) = -a_1^o Z((k)T) - a_2^o Z((k-1)T) - \ldots - a_n^o Z((k+1-n)T)$$

$$+ b_1 u((k-K)T) + b_2 u((k-1-K)T) + \ldots + b_n u((k+1-n-K)T) +$$

$$e((k+1)T)$$

$$Z((k+N)T) = -a_1^o Z((k+N-1)T) - a_2^o Z((k+N-2)T) - \ldots -$$

$$a_n^o Z((k+N-n)T) + \ldots + b_1 u((k+N-1-K) + b_2 u((k+N-2-K)T) + \ldots +$$

$$b_n u((k+N-n-K)T) + e((k+N)T)$$

On peut l'écrire de la façon suivante :

$$\underline{Z} = \overline{X}^T \underline{\theta}_m + \underline{e} \qquad \text{Dimension : } (N;1) \qquad 2.4$$

Avec :

$$\overline{X} = (-z^{-1}\underline{Z}, -z^{-2}\underline{Z}, \ldots, -z^{-n}\underline{Z}, z^{-1-K}\underline{u}, z^{-2-K}\underline{u}, \ldots, z^{-n-K}\underline{u}) \qquad (N,2n)$$

$$\underline{Z}^T = (-Z(kT), -Z(k+1)T, \ldots, -Z(k+N)T) \qquad (1,N)$$

$$\underline{u}^T = (u(kT), u(K+1)T, \ldots, u(k+N)T) \qquad (1,N)$$

$$\underline{\theta}_m^T = (a_1^o, a_2^o, \ldots, a^o{}_n, b_1, b_2, \ldots, b_n) \qquad (1,2n)$$

L'estimation dans le sens de moindres carrés de $\underline{\theta}_m$ est alors :
(voir appendice)

$$\hat{\underline{\theta}}_m = (\overline{X}^T \overline{X})^{-1} (\overline{X}^T \underline{Z}) \qquad 2.5$$

$$= \underline{\theta}_m + (\overline{X}^T \overline{X})^{-1} \overline{X}^T \underline{e}$$

Les éléments de X ne sont pas indépendants des éléments de $\underline{e}$, V (kT) est influencé par : ξ ((k - 1) T), ξ ((k - 2) T), etc... donc l'estimation est biaisée, réf. (CL 1).

Même dans le cas où le bruit V est blanc, $\underline{e}$ n'est pas une suite indépendante.

Il est donc nécessaire de réduire $\underline{e}$ à une séquence non corrélée.

On peut traiter l'information d'entrée-sortie, en estimant que :

$$\underline{e} \cong \underline{\eta} = \underline{Z} - \overline{X} \hat{\underline{\theta}}_m \qquad 2.6$$

Le bruit $\underline{e}$ présent dans Z est approché avec un modèle autorégressif, avec un nombre m de termes.

$$(1 + C(z^{-1}))\, e(kT) = \xi(kT)$$

$$1 + C(z^{-1}) = \left[\frac{(1 + A(z^{-1}))\,(1 + G(z^{-1}))}{1 + F(z^{-1})} \right]^{-1} \qquad 2.7$$

On peut écrire pour N essais :

$$\underline{e} = -\overline{E}\,\underline{C} + \underline{\xi} \qquad \text{Dimension : (N,1)} \qquad 2.8$$

avec :

$$\overline{E} = (z^{-1}\underline{e},\ z^{-2}\underline{e},\ \ldots,\ z^{-m}\underline{e}) \qquad (N,m)$$

$$\underline{C}^T = (C_1,\ C_2,\ \ldots,\ C_m) \qquad (1,m)$$

L'estimation de $\underline{C}$, dans le sens de moindres carrés est :

$$\underline{C} = -(\bar{E}^T \bar{E})^{-1} \bar{E}^T \underline{e} \qquad 2.9$$

Cette estimation n'est pas biaisée, étant donné que les éléments de $\underline{e}$ sont indépendants de ceux de E ligne à ligne.

On peut donc filtrer les paires : u, Z.

$$u^F(kT) = (1 + C(z^{-1}))\, u(kT) \qquad 2.10$$

$$Z^F(kT) = (1 + C(z^{-1}))\, Z(kT) \qquad 2.11$$

Si $\hat{\underline{C}}$tend vers $\underline{C}$, l'équation devient :

Si l'on substitue dans 2.1

$$(1 + A(z^{-1}))\, y(kT) = z^{-K} B(z^{-1})\, u(kT)$$

$$y(kT) = Z(kT) - e(kT)$$

$$= Z(kT) - \frac{1 + G(z^{-1})}{1 + F(z^{-1})}\, \xi(kT)$$

$$(1 + A(z^{-1}))\, ((1 + C(z^{-1}))^{-1}\, Z^F(kT) - \frac{(1 + A)(1 + G)}{1 + F}\, \xi(kT) =$$

$$= \bar{z}^K B(z^{-1})(1 + C)^{-1}\, u^F(kT)$$

$$(1 + A(z^{-1}))\, Z^F(kT) = z^{-K} B(z^{-1})\, u^F(kT) + \frac{(1 + A)(1 + G)}{1 + F}\, (1 + C)\, \xi(kT)$$

Lorsque l'estimation du polynôme $C(z^{-1})$ est optimale on doit avoir :

$$\frac{(1 + A)(1 + G)}{1 + F}\, (1 + C) \cong 1$$

alors :

$$(1 + A(z^{-1}))\, Z^F(kT) = z^{-K} B(z^{-1})\, u^F(kT) + \xi(kT) \qquad 2.12$$

Ou encore :

$$\underline{Z}^F = \overline{X}^F \underline{\theta}_m + \underline{\xi} \qquad 2.13$$

$\overline{X}^F$ est la matrice de régression des mesures filtrées.

$$\underline{\hat{\theta}}_m = (\overline{X}^{FT} \overline{X}^F)^{-1} \overline{X}^F \underline{Z}^F$$

Et cette estimation est sans biais :

Résumant la démarche de la méthode.

Pour démarrer l'algorithme on utilise l'équation 2.5 :

Avec le $\underline{\hat{\theta}}_m$ estimé on calcule η

$$\underline{e} \cong \underline{\eta} = \underline{Z} - \overline{X} \underline{\hat{\theta}}_m \qquad 2.6$$

$$\underline{\hat{C}} = - (\overline{E}^T \overline{E})^{-1} \overline{E}^T \underline{\hat{e}} \qquad 2.9$$

$$u^F (kT) = (1 + C (z^{-1})) u (kT) \qquad 2.10$$

$$Z^F (kT) = (1 + C (z^{-1}) Z (kT) \qquad 2.11$$

Et on estime le nouveau $\underline{\hat{\theta}}_m$

$$\underline{\hat{\theta}}_m = (\overline{X}^{FT} \overline{X}^F)^{-1} \overline{X}^{FT} \underline{Z}^F$$

Avec le nouveau $\underline{\hat{\theta}}_m$ on utilise l'équation 2.6 pour continuer les itérations jusqu'à ce que la somme des erreurs au carré soit minimale,

($< \underline{e}^T , \underline{e} >$ minimale).

Avec ce critère, si les calculs convergent, le résidu e tend vers η dans le sens de moindres carrés, avec :

$$\eta = \hat{Z} - z$$
$$\hat{Z} = \underline{x}^T \underline{\hat{\theta}}$$
$$z = \underline{x}^T \underline{\theta}$$

Et l'écart modèle-système sera minimal dans le sens du critère choisi.

Aucune démonstration théorique des conditions de convergence de l'algorithme n'a été obtenue. Dans la littérature (G 1), (CL 1) un certain nombre d'expériences ont été effectuées avec des résultats satisfaisants du point de

vue convergence lorsque les entrées étaient des séquences binaires pseudoaléatoires (G 1).

IV - ALGORITHME RECURRENT

Pour tenir compte des observations précédentes, il faudrait faire deux inversions de matrice, une de dimension (2n , 2n) pour obtenir $\hat{\underline{\theta}}$ et l'autre de dimension (m , m) pour estimer $\hat{\underline{C}}$.

Si l'on analyse l'influence d'une observation additionnelle, on peut obtenir un algorithme pour la mise à jour de $\hat{\underline{\theta}}$ et $\hat{\underline{C}}$ évitant les inversions.

Supposons une observation additionnelle : u (N + 1), Z (N + 1)

L'influence sur $\underline{\theta}_m$ est la suivante :

$$u^F (k + N + 1) = (1 + C (z^{-1}))\, u (k + N + 1) \qquad 2.12$$

$$Z^F (k + N + 1) = (1 + C (z^{-1}))\, Z (k + N + 1) \qquad 2.13$$

L'équation 2.4 devient, après N + 1 observations :

$$\begin{bmatrix} \underline{Z}^F \\ \\ \underline{Z}^F \quad (N+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underline{\overline{X}}^F \\ \\ \underline{x}^{FT} \quad (N+1) \end{bmatrix} \underline{\theta}_m + \begin{bmatrix} \underline{\xi} \\ \\ \xi\ (N+1) \end{bmatrix} \qquad 2.14$$

$$\underline{x}^{FT} (N+1) = (-Z^F (N),\ -Z^F (N-1), -Z^F (N-n+1),\ u^F (N-K),\ u^F (N-K-n-1))^T$$

Pour 2.5

$$\hat{\underline{\theta}}_m (N+1) = \left[\begin{bmatrix} \underline{\overline{X}}^F \\ \\ \underline{x}^{FT} (N+1) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \underline{\overline{X}}^F \\ \\ \underline{x}^{FT} (N+1) \end{bmatrix} \right]^{-1} \begin{bmatrix} \underline{\overline{X}}^F \\ \\ \underline{x}^{FT} (N+1) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \underline{Z}^F \\ \\ \underline{Z}^F (N+1) \end{bmatrix}$$

$$= (\underline{\overline{X}}^{FT}\, \underline{\overline{X}}^F + \underline{x}^F (N+1)\, \underline{\overline{X}}^{FT} (N+1))^{-1} (\underline{\overline{X}}^{FT}\, \underline{x} (N+1)) \begin{bmatrix} \underline{Z}^F \\ \\ \underline{Z}^F (N+1) \end{bmatrix} \qquad 2.15$$

On a (cf. annexe).

$$\left[(\bar{X}^{FT}\,\bar{X}^{F} + \underline{x}^{F}(N+1)\,\underline{x}^{FT}(N+1))\right]^{-1} = \frac{(\bar{X}^{FT}\,\bar{X}^{F})\,\underline{x}^{F}\,\underline{x}^{FT}\,(\bar{X}^{FT}\,\bar{X}^{F})^{-1}}{1 + \underline{x}^{FT}\,(\bar{X}^{FT}\,\bar{X}^{F})^{-1}\,\underline{x}^{F}} \qquad 2.16$$

Si l'on définit :

$$\bar{\Sigma}(N) = (\bar{X}^{FT}\,\bar{X}^{F})^{-1}$$

Dimension : (2n,2n)

$$d(N) = 1 + \underline{x}^{FT}(N+1)\;\bar{\Sigma}(N)\;\underline{x}^{F}(N+1)$$

L'équation 15 devient (voir annexe).

$$\underline{\hat{\theta}}_{m}(N+1) = \underline{\hat{\theta}}_{m}(N) + \frac{\bar{\Sigma}(N)\,\underline{x}^{F}(N+1)\;(z^{F}(N+1) - \underline{x}^{FT}(N+1)\,\underline{\hat{\theta}}_{m}(N))}{d(N)} \qquad 2.19$$

L'équation 19 représente une forme récurrente, et les dimensions de la matrice $\bar{\Sigma}$ ne changeront pas pendant l'estimation. Ces dimensions sont égales à 2n x 2n où n est l'ordre du modèle dont les paramètres sont à estimer dans le sens des moindres carrés à partir des observations.

Les paramètres $\underline{C}$ du filtre estimés par :

$$e(N+1) = Z(N+1) - \underline{x}^{T}(N+1)\,\underline{\hat{\theta}}(N+1) \qquad 2.20$$

$$\begin{bmatrix} \underline{e} \\ e\;(N+1) \end{bmatrix} = -\begin{bmatrix} E \\ \underline{e}^{T}\;(N+1) \end{bmatrix} C + \begin{bmatrix} \underline{\xi} \\ \xi\;(N+1) \end{bmatrix} \qquad 2.21$$

$$\underline{e}^{T}(N+1) = [e(N), e(N+1), \ldots, e(N-m+1)] \qquad 2.22$$

Utilisant une relation similaire à 2.16, on peut définir :

$$\bar{\Psi}(N) = (\bar{E}^{T}\,\bar{E})^{-1}$$

Dimension : (m,m)

$$r(N) = 1 + \underline{e}^{T}(N+1)\;\bar{\Psi}(N)\,\underline{e}\;(N+1) \qquad 2.23$$

$$\hat{\underline{C}}(N+1) = \hat{\underline{C}}(N) - r(N)^{-1}\,\bar{\Psi}(N)\,\underline{e}\,(N+1)\;[e(N+1) + \underline{e}^{T}(N+1)\,\hat{C}(N)] \qquad 2.24$$

2.25

La mise à jour de $\bar{\Sigma}$ et $\bar{\Psi}$ est faite à partir de 2.16 et 2.17 (voir Eqs. A 2.4 de l'annexe).

$$\bar{\Sigma}(N+1) = \bar{\Sigma}(N) - \frac{\bar{\Sigma}(N)\, \underline{x}^F(N+1)\, \underline{x}^{FT}(N+1)\, \bar{\Sigma}(N)}{d(N)} \qquad 2.26$$

$$\bar{\Psi}(N+1) = \bar{\Psi}(N) - \frac{\bar{\Psi}(N)\, \underline{e}(N+1)\, \underline{e}^T(N+1)\, \bar{\Psi}(N)}{r(N)} \qquad 2.27$$

L'algorithme défini dans l'annexe permet d'obtenir la solution au problème de moindres carrés, en faisant la mise à jour avec un seul couple U, Z. Cet algorithme évite de faire l'inversion d'une matrice d'ordre égal à la quantité d'observations. On s'approche de la solution au fur et à mesure que la quantité d'observations s'accroît. La quantité totale d'opérations arithmétiques est supérieure que dans le cas d'inversion, mais le volume de mémoire nécessaire est inférieur et les calculs peuvent se faire entre les instants d'échantillonnage.

L'observation suivante u_{N+2} , Z_{N+2} est filtrée avec les nouveaux paramètres $\hat{C}_{N+1}$. Comme en général $\hat{C}_{N+1} = \hat{C}_N$ cette observation filtrée contiendra une information différente sur : $\underline{\hat{\theta}}$.

Les paramètres $\underline{\hat{\theta}}$peuvent varier, et de plus, on peut considérer, à cause de la nature récurrente de l'algorithme que le système travaille sur des paramètres variables.

Il est donc nécessaire d'avoir un contrôle sur le poids donné aux observations les plus récentes par rapport aux autres.

Un moyen simple,(voir 2 Young), est de changer les équations : 2.18, 2.26, 2.24, 2.27, en utilisant une pondération exponentielle des observations.

Le critère de minimisation de l'erreur modèle-système est :

$$J = \sum_{i=1}^{N} (e_i)^2 (1-\rho)^{N-i}_{\rho}$$

L'effet des facteurs ρ est d'empêcher les éléments de Σ de devenir trop petits, de façon que les dernières observations aient un effet appréciable sur l'estimation.

Bien que les conditions mathématiques de convergence de l'algorithme n'aient pas été démontrées, dans toutes les expériences effectuées, les calculs ont convergé avec les entrées utilisées (séquences pseudo-aléatoires).

Les équations : 2.18, 2.26, 2.24, 2.27 deviennent :

$$\bar{\Sigma}(N+1) = \frac{1}{\rho}\left(\bar{\Sigma}(N)) - \frac{\bar{\Sigma}(N)\ \underline{x}^{F}(N+1)\ \underline{x}^{FT}(N+1)\ \bar{\Sigma}(N)}{d(n)}\right) \qquad 2.29$$

$$d(N) = \rho + \underline{x}^{FT}(N+1)\ \bar{\Sigma}(N)\ \underline{x}^{F}(N+1) \qquad 2.28$$

$0 < \rho < 1$

$\rho = 1$, on donne le même poids à toutes les observations
$\rho < 1$, on donne plus de poids aux dernières informations
$\rho << 1$, on donne beaucoup plus de poids aux dernières informations.

Pour le filtre :

$$r(N) = \delta + \underline{\hat{e}}^{T}(N+1)\ \bar{\Psi}(N)\ \underline{\hat{e}}(N+1) \qquad 2.30$$

$$\bar{\Psi}(N+1) = \frac{1}{\delta}\ \bar{\Psi}(N) - \frac{\bar{\Psi}(N)\ \underline{\hat{e}}(N+1)\ \underline{\hat{e}}^{T}(N+1)\ \bar{\Psi}(N)}{r(N)} \qquad 2.31$$

L'organigramme de l'algorithme est donné sur la figure 2.2.

Pour démarrer il faut K + m + n observations préalables ; et il faudrait $\bar{\Sigma}_o$ en inversant une matrice pour obtenir l'estimation initiale de $\bar{\Sigma}$ et de $\underline{\theta}_m$.

Une autre façon de démarrer est de choisir $\bar{\Sigma}$ et $\bar{\Psi}$ (Klinger 1968 (KL 1))

$$\bar{\Sigma}_o = \beta_o \bar{I} \qquad \bar{\Psi}_o = \alpha_o \bar{I}$$

$$\beta_o >> 1 \qquad \alpha_o >> 1$$

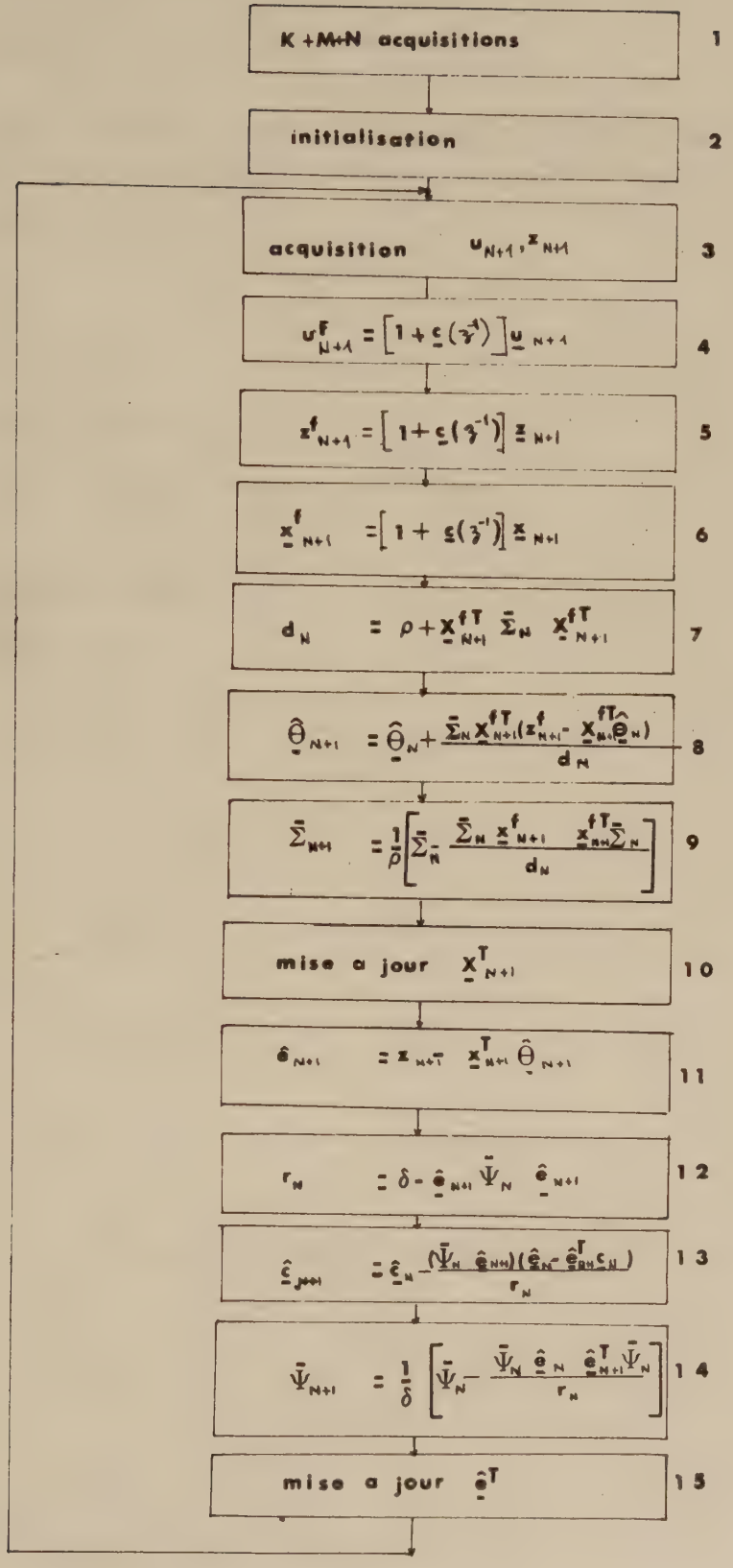

K +M+N acquisitions
1
initialisation
2
acquisition u_{N+1}, z_{N+1}
3
$u^f_{N+1} = \left[1 + \underline{\zeta}(z^{-1})\right] \underline{u}_{N+1}$
4
$z^f_{N+1} = \left[1 + \underline{\zeta}(z^{-1})\right] \underline{z}_{N+1}$
5
$\underline{x}^f_{N+1} = \left[1 + \underline{\zeta}(z^{-1})\right] \underline{x}_{N+1}$
6
$d_N = \rho + \underline{x}^{fT}_{N+1} \bar{\Sigma}_N \underline{x}^{f}_{N+1}$
7
$\hat{\underline{\theta}}_{N+1} = \hat{\underline{\theta}}_N + \frac{\bar{\Sigma}_N \underline{x}^{f}_{N+1} (z^f_{N+1} - \underline{x}^{fT}_{N+1} \hat{\underline{\theta}}_N)}{d_N}$
8
$\bar{\Sigma}_{N+1} = \frac{1}{\rho}\left[\bar{\Sigma}_N - \frac{\bar{\Sigma}_N \underline{x}^{f}_{N+1} \underline{x}^{fT}_{N+1} \bar{\Sigma}_N}{d_N}\right]$
9
mise a jour $\underline{x}^T_{N+1}$
10
$\hat{e}_{N+1} = z_{N+1} - \underline{x}^T_{N+1} \hat{\underline{\theta}}_{N+1}$
11
$r_N = \delta - \hat{\underline{e}}_{N+1} \bar{\Psi}_N \hat{\underline{e}}_{N+1}$
12
$\hat{\underline{\zeta}}_{N+1} = \hat{\underline{\zeta}}_N - \frac{(\bar{\Psi}_N \hat{\underline{e}}_{N+1})(\hat{\underline{e}}_N - \hat{\underline{e}}^T_{N+1} \underline{\zeta}_N)}{r_N}$
13
$\bar{\Psi}_{N+1} = \frac{1}{\delta}\left[\bar{\Psi}_N - \frac{\bar{\Psi}_N \hat{\underline{e}}_N \hat{\underline{e}}^T_{N+1} \bar{\Psi}_N}{r_N}\right]$
14
mise a jour $\hat{\underline{e}}^T$
15

FIGURE 2.2

V - STRUCTURE DES DONNEES, MEMOIRE ET OPERATIONS

V.1 - Rappel :

Nous allons estimer le nombre de mémoires nécessaires et le nombre d'opérations à effectuer lors de la mise en oeuvre en temps réel de l'algorithme développé.

Système d'ordre n

C polynôme d'ordre m

K retard en périodes d'échantillonnage.

V.2 - Mémoires nécessaires :

	MEMOIRE
Scalaires :	
u^F (N + 1)	1
u (N + 1)	1
z^F (N + 1)	1
z (N + 1)	1
d (N)	1
$\underline{x}^{FT}$ (N + 1) $\underline{\theta}$ (N)	1
$\hat{e}$ (N + 1)	1
N	1
M	1
K	1
	10

VECTEURS		MÉMOIRE
$\underline{x}\ (N+1)$	$2_n + 2_m + K$	$2_n + 2_m + K$
$\underline{x}^F\ (N+1)$	2_n	2_n
$\overline{\overline{\sum}}\ (N)\ \underline{x}^F\ (N+1)$	2_n	2_n
$\underline{\hat{\theta}}\ (N)$	2_n	2_n
$\underline{e}^T\ (N+1)$	m	m
$\overline{\Psi}\ \underline{e}\ (N+1)$	m	m
$\underline{C}\ (N)$	m	m
		$8n + 5m + K$

MATRICES

Σ	$2n \times 2n$	$2n \times 2n$
Ψ	$m \times m$	$m \times m$

MÉMOIRE TOTAL $4n^2 + m^2 + 8n + 5m + K + 10$

m \ n	1	2	3	4
1	K + 28	K + 48	K + 76	K + 104
2	K + 36	K + 66	K + 84	K + 112
3	K + 46	K + 66	K + 84	K + 122
4	K + 58	K + 78	K + 106	K + 134
5	K + 72	K + 92	K + 120	K + 148
6	K + 88	K + 108	K + 136	K + 164
7	K + 106	K + 126	K + 154	K + 182

V.3 - Décompte des opérations :

Algorithmes de la figure 2.

4,5

$$u^F(N+1) = (1 + C(z^{-1}))\, u(N+1)$$

Multiplications

Sommes

$$= (1 + z^{-1} C_1 + z^{-2} C_2 + \ldots + z^{-m} C_M)$$

$$\times\ u(N+1) + C_1 u(N) + C_2 u(N-1) + \ldots +$$

$$C_M u(N - M + 1)$$

6

$$\underline{x}^{FT}(N+1) = (1 + C_N(z^{-1}))\, \underline{x}^T_{N+1}$$

$$\underline{x}^T(N+1) = \underbrace{(-Z_{N-1}, \ldots, -Z_{N-n+1}, -Z_{N-n})}_{n}\ \underbrace{(-Z_{N-n-1}, \ldots, -Z_{N-n-m+1})}_{m}$$

$$\underbrace{, u_N, u_{N-1}, \ldots, u_{N-K+1},}_{K}$$

$$\underbrace{, u_{N-K}, \ldots, u_{N-K-n+1}, u_{N-K-n}}_{n} \ldots \underbrace{u_{N-K-m-n+1}}_{m}$$

$$\underline{x}^T(N+1) = \underbrace{\overbrace{\quad}^{-V}}_{n}\ \underbrace{\quad}_{m}\ \underbrace{\quad}_{K}\ \underbrace{\overbrace{\quad}^{u}}_{n}\ \underbrace{\quad}_{m}$$

5

Pour pouvoir filtrer le dernier couple u et Z il faut garder m échantillons antérieurs. Il faut aussi garder les K échantillons de l'entrée qui n'interviennent pas.

$$\underline{x}^{FT}(N+1) = (-Z^F_N, -Z^F_{N-1}, \ldots, -Z^F_{N-n+1}, u^F_{N-K}, u^F_{N-K-1},$$

$$\ldots, u^F_{N-K-n+1})$$ Multiplication: $m + n$

7

$$d_{(N)} = \varrho + \underline{x}^{FT}_{(N+1)} \; \overline{\overline{\Sigma}}_{(N)} \; \underline{x}^{F}_{(N+1)}$$

$$\overline{\overline{\Sigma}}_{(N)} \; \underline{x}^{F}_{(N+1)}$$

$$\underline{x}^{FT}_{(N+1)} \; (\; \overline{\overline{\Sigma}}_{(N)}) \; \underline{x}^{F}_{(N+1)}$$

Multiplications: $4n^2 + 2n$

Sommes : $4n^2 + 2n + 1$

8

$$\underline{x}^{FT}_{N+1} \; \underline{\hat{\theta}}_{M\,(N)}$$

$$\frac{x\ (1 + \ldots)}{d_N}$$

$$\underline{\hat{\theta}}_{M\,(N+1)} = \underline{\hat{\theta}}_{M\,(N)} + \frac{\overline{\overline{\Sigma}}_{(N)} \; \underline{x}^{F}_{(N+1)}}{d_{(N)}} \; (z^{F}_{(N+1)} - \underline{x}^{FT}_{(N+1)} \; \underline{\hat{\theta}}_{M\,(N)}$$

Multiplications: $4n + 1$

Sommes : $4n + 1$

9

$$\overline{\overline{\Sigma}}_{(N+1)} = \frac{1}{\lambda}\left(\overline{\overline{\Sigma}}_{(N)} - \frac{\overline{\overline{\Sigma}}_{(N)}\, \underline{x}^{F}_{(N+1)}\, \underline{x}^{FT}_{(N+1)}\, \overline{\overline{\Sigma}}_{(N)}}{d_{(N)}}\right)$$

Multiplications: $4n^2 + 2n$

Sommes : $4n^2 + 2n$

10 Mise à jour $\underline{x}^{T}_{N+1}$

$$\underline{x}^{T}_{(N+1)} = (-z_{(N)} \vdots\ \vdots\ z_{(N-n)+1} \vdots\ \vdots\ -z_{(N-n} \ldots -z_{(N-n-K+1)}$$

élimin

$$z_{(N+1} \ldots -z_{(N)}\ \ -z_{(N-1)} \ldots -z_{(N-n+1)} \ldots -z_{(N-n-m+2)}$$

$$u_{(N)} \ldots u_{(N-K+1)}\ \ u_{(N-K)} \ldots u_{(N-K-N+1)}\ \ u_{(N-K-n)} \ldots$$

$$u_{(N-K-m-n+1)}$$

éliminé

$$u_{(N+1)} \ldots u_{(N-K+2)}\ \ u_{(N-K+1)} \ldots u_{(N-K-n+2)}\ \ u_{(N-K-n+1)} \ldots u_{(N-K-m-n+2)}$$

11

$$\hat{e}_{(N+1)} = z_{(N+1)} - \underline{x}^{T}(N+1)\ \underline{\theta}(N+1)$$

Multiplications: $(2n)^2$

Sommes : $2n + 1$

12

$$\underline{\hat{e}}^T_{(N+1)} = (\hat{e}_{(N)}, \hat{e}_{(N-1)} \cdots, \hat{e}_{(N-m+1)})$$

$$r_{(N)} = \delta + \underline{\hat{e}}^T_{(N+1)} \quad \bar{\Psi}_{(N)} \, \underline{\hat{e}}_{(N+1)}$$

$$\bar{\Psi}_{(N)} \quad \underline{\hat{e}}_{(N+1)}$$

$$\underline{\hat{e}}^T_{(N+1)} \quad (\bar{\Psi}_{(N)} \, \underline{\hat{e}}_{(N+1)})$$

Multiplications: $m^2 + m$

Sommes : $m^2 + m + 1$

13

$$\underline{\hat{C}}_{(N+1)} = \underline{\hat{C}}_{(N)} - \frac{(\bar{\Psi}_{(N)} \, \underline{\hat{e}}_{(N+1)}) \, (\underline{\hat{e}}_{(N+1)} + \underline{\hat{e}}^T_{(N+1)} \, \underline{\hat{C}}_{(N)})}{r_{(N)}}$$

$$\underline{\hat{e}}^T_{(N+1)} \quad \underline{\hat{C}}_{(N)}$$

$$\frac{\hat{e}_{(N+1)} + \hat{e}^T_{(N+1)} \, \underline{\hat{C}}_{(N)}}{r_{(N)}}$$

$$\underline{C}_{(N)} - (\qquad)$$

Multiplications: 3m

Sommes : 2m + 1

14

$$\bar{\Psi}_{(N+1)} = \frac{1}{\delta} \frac{\left(\bar{\Psi}_{(N)} - \bar{\Psi}_{(N)} \underline{e}_{(N+1)} \underline{e}^{T}_{(N+1)} \bar{\Psi}_{(N)} \right)}{r_{(N)}}$$

$$\frac{\left(\bar{\Psi}_{(N)} \underline{e}_{(N+1)} \right) \left(\underline{e}^{T}_{(N+1)} \bar{\Psi}_{(N)} \right)}{r_{(N)}}$$

$$\frac{1}{\delta} \left(\underline{C}_{(N)} - \left(\qquad \right) \right)$$

Multiplications: $m^2 + 2m$

Sommes : m^2

15

$$\underline{e}^{T}_{(N+1)} = \left(e_{(N)}, e_{(N-1)} \ldots . e_{(N-m+1)} \right)$$

éliminé

$$\underline{e}^{T}_{(N+2)} = \left(e_{(N+1)} \; e_{(N)} \; e_{(N-1)} \right) \ldots . \left(e_{(N-m+2)} \right)$$

Total d' opérations arithmétiques élémentaires (sommes, multiplications)

Nombre de multiplications: $12n^2 + 10n + 1 + 2m^2 + 8m + m \times n$

Nombre de sommes : $8n^2 + 11n + 7 + 2m^2 + 5m + m \times n$

(Produits , Sommes)

m	n	1	2	3	
1		33,33	80,69	151,	121
2		59,46	97,83	169,	136
3		68,62	117,100	190,	154
4		101,82	141,191	215,	176
5		118,105	169,146	244,	202

Exemple :

n = 2

m = 5

K = 2

Mémoire 94

Produits 169

Sommes 146

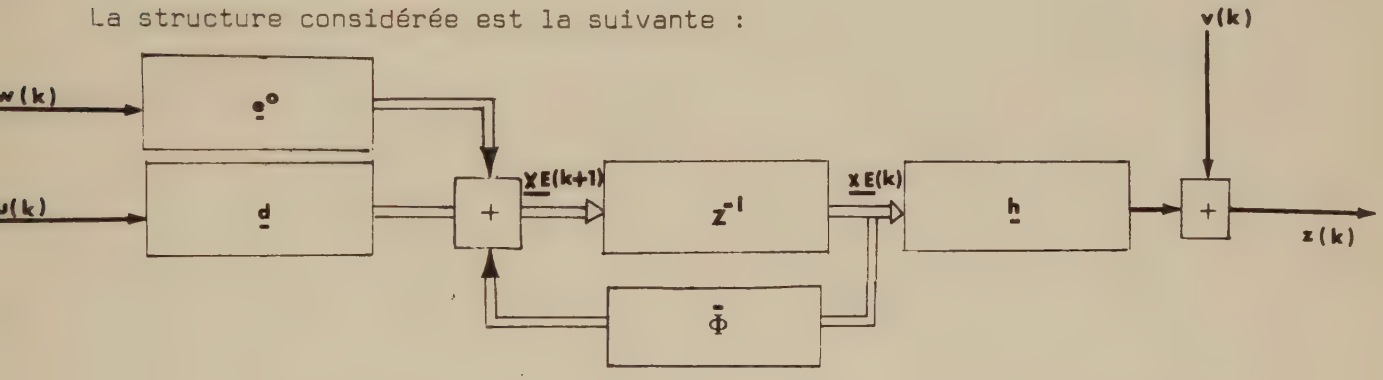
CHAPITRE III

IDENTIFICATION PAR LA METHODE DE L'APPROXIMATION STOCHASTIQUE

I - INTRODUCTION

Ce chapitre est consacré à l'étude de l'identification au moyen d'un algorithme d'approximation stochastique.

La structure considérée est la suivante :



Cette structure est suffisamment générale. Elle inclut un système linéaire avec u comme entrée. La sortie mesurée Z est entachée d'un bruit v. Cette perturbation peut être un bruit de mesure correlé ou non, ou encore une perturbation sur l'état du système.

Considérons le système linéaire discret d'ordre n suivant :

$$\underline{XE}\,(k+1) = \bar{\phi}\,\underline{XE}\,(k) + \underline{d}\,U\,(k) + \underline{e}^{\circ}\,w\,(k) \qquad \text{Dimension } (n,1) \qquad 3.1$$

$$Z\,(k) = \underline{h}^{t}\,\underline{XE}\,(k) + V\,(k) \qquad 3.2$$

$$\bar{\Phi} = \begin{bmatrix} 0 & & \\ \vdots & I & \\ 0 & & \\ \hline & \underline{a}^{T} & \end{bmatrix} \qquad (n,n)$$

$$\underline{d}^T = (d_1, d_2, \ldots, d_n)$$

$$\underline{e}^{\circ T} = (e_1^\circ, e_2^\circ, \ldots, e_n^\circ) \qquad 3.3$$

$$\underline{h}^T = (1, o, o, \ldots, o)$$

$$\underline{a}^T = (a_1, a_2, \ldots, a_n)$$

On suppose $\underline{a}$ et $\underline{d}$ inconnus et on désire les identifier à partir des observations entrée-sortie.

On suppose que la matrice $\bar{\phi}$ est stable (valeurs caractéristiques à partie réelle non positive), et $(\bar{\phi}, \underline{d})$ est commandable. L'observabilité est implicite dans 3.1, 2 et 3.

Le système 3.1, 2, 3 est équivalent à :

$$Z(k) + a_1^\circ Z(k-1) + \ldots + a_n^\circ Z(k-n) = \qquad 3.4$$

$$b_1 u(k-1) + \ldots + b_n u(k-n) +$$

$$C_1 w(k-1) + \ldots + C_n w(k-n)$$

$$\underline{b} = \bar{T}^\circ \underline{d}$$

$$a_i = -a_{n-i+1}^\circ$$

$$\underline{C} = \bar{T}^\circ \underline{e}^\circ$$

On peut l'écrire ainsi :

$$(1 + A(z^{-1}) Z(k)) = B(z^{-1}) u(k) + C(z^{-1}) w(k)$$

$$\bar{T}^\circ = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ a_n & 1 & & o \\ \vdots & & \ddots & \\ a_2 & & & a_n \quad 1 \end{bmatrix}$$

w (k), v (k) sont des séquences de variables aléatoires indépendantes, non mesurables, u (k) est mesurable. Ces séquences ont les propriétés suivantes :

$$E(w(k)) = E(v(k)) = 0 \qquad 3.5$$

$$E(w(k)\, w(j)) \leq q^2 \quad \delta(k,j)$$

$$E(v(k)\, v(j)) \leq \sigma^2 \quad \delta(k,j)$$

$$E(u^2(k)) > 0$$

δ est le delta de Kroenecker. Les séquences u, v et w sont supposées mutuellement indépendantes avec des moments jusqu'au quatrième ordre fini.

Supposons que les conditions initiales représentent le passé du système, excité par les mêmes séquences de variables aléatoires.

w (i), v (i), u(i) définis sur $-\infty < i < o$ avec $u(i) = o,\ i < o$.

L'état du système à l'instant $k > 0$ est donné par :

$$\underline{x_E}(k) = \sum_{i=o}^{\infty} \bar{\Phi}^i \left[\underline{d}\ u(k-i-1) + \underline{e}^o\ w(k-i-1)\right] \qquad 3.6$$

$$= \sum_{i=o}^{2n-1} \bar{\Phi}^i \left[\underline{d}\ u(k-i-1) + \underline{e}^o\ w(k-i-1)\right]$$

$$+ \sum_{i=2n}^{\infty} \bar{\Phi}^i \left[\underline{d}\ u(k-i-1) + \underline{e}\, w(k-i-1)\right]$$

Définissons :

$$\underline{\theta}^T = \left[\underline{h}^T \underline{d},\ \underline{h}^T \bar{\Phi}\, \underline{d},\ \ldots,\ \underline{h}^T \bar{\Phi}^{2n-1}\, \underline{d}\right] \quad \text{Dimension } (1,2n) \qquad 3.7$$

$$\underline{\beta}^T = \left[\underline{h}^T \underline{e}^{\circ},\ \underline{h}^T \bar{\Phi}\, \underline{e}^{\circ},\ \ldots,\ \underline{h}^T \bar{\Phi}^{2n-1}\, \underline{e}^{\circ}\right] \qquad (1,2n)$$

$$\underline{U}^T(k) = \left[u(k),\ u(k-1),\ \ldots,\ u(k-2n+1)\right] \qquad (1,2n)$$

$$\underline{W}^T(k) = \left[w(k),\ w(k-1),\ \ldots,\ w(k-2n+1)\right] \qquad (1,2n)$$

$\underline{\theta}$ est la séquence de pondération du système considéré.

Alors : $$z(k) = \underline{U}^T(k-1)\ \underline{\theta} + \underline{W}^T(k-1)\ \underline{\beta} \qquad 3.8$$

$$+ \epsilon(k-2n-1) + v(k)$$

$\epsilon(k)$ représente la contribution des conditions initiales à la sortie à l'instant K + 2n + 1

$$\epsilon(k-2n-1) = \underline{h}^T \sum_{i=2n}^{\infty} \bar{\Phi}^i \left[\underline{d}\ u(k-i-1) + \underline{e}^{\circ}\ w(k-i-1)\right] \qquad 3.9$$

II - ESTIMATION DES PARAMETRES

On désire avoir un estimateur $\hat{\underline{\theta}}$ pour $\underline{\theta}$ tel que, d'après la définition de Zadeh (Z1), le critère $\underline{J}$ soit minimisé.

$$J(\hat{\theta}) = E((Z - \underline{U}^T \hat{\underline{\theta}})^2) \qquad 3.10$$

C'est-à-dire que l'espérance mathématique de l'écart quadratique entre la sortie du modèle et la sortie mesurée soit rendue minimale quand le modèle et le système sont soumis à la même entrée.

Un moyen de calculer $\hat{\underline{\theta}}$ est d'utiliser la procédure d'approximation stochastique de Robbing-Monro (T1) (SAR 3) (LO 1).

$$\hat{\underline{\theta}}(k+2n) = \hat{\underline{\theta}}(k-1) + \varrho\left(\frac{k-1}{2n-1}\right) \underline{U}(k+2n-1) \left[Z(k+2n) - \underline{U}^T(k+2n-1) \hat{\underline{\theta}}(k-1) \right]$$

$$k = 1,\ 2n+2,\ 4n+3 \qquad 3.11$$

On observe que l'algorithme 3.11 a le désavantage d'actualiser $\hat{\underline{\theta}}$ chaque $2n+1$ observations, et non pas à chaque observation, avec pour conséquence une moins grande rapidité de convergence.

Cet algorithme emploie seulement les observations d'entrée-sortie et n'a pas besoin, pour assurer la convergence, de la connaissance des statistiques des perturbations ou des coefficients de perturbation.

La convergence en carré moyen de $\hat{\underline{\theta}} \to \underline{\theta}$ est assurée si :

$$\sum_{i=1}^{\infty} \varrho(i) = \infty$$

$$\sum_{i=1}^{\infty} \varrho^2(i) < \infty \qquad 3.12$$

$$E\left\| \hat{\underline{\theta}}(o) \right\| < \infty$$

$$\varrho(i) > o$$

$$\lim \varrho(i) \to o$$

Une interprétation de ces conditions est : réf. (RP 1) , (CH 1) :

La décroissance de ρ (k) doit être suffisamment rapide pour que la variance de $\underline{\hat{\theta}}$ s'annule, mais doit également être suffisamment lente pour que la loi des grands nombres puisse être appliquée.

La fonction ρ est le pas de correction dans la direction du gradient. C'est une fonction décroissante du temps. Au début, quand l'estimation est mauvaise, le pas est important. Au fur et à mesure qu'elle s'améliore on donne moins d'importance au terme de correction, étant donné que probablement il représente, de plus en plus, le bruit.

$\rho(i) > o$ — Ceci a pour but de garantir que les corrections soient faites, en moyenne, dans le bon sens.

$\lim_{i\to\infty} \rho(i) \to o$ — Par suite des variations aléatoires (bruit), l'erreur n'est pas nulle même si $\underline{\hat{\theta}}(i) = \underline{\theta}$. Pour que $\underline{\theta}$ converge vers une certaine valeur, même quelconque, il faut que la condition soit satisfaite.

$\sum_i \rho^2(i) < \infty$ — Cette condition a pour but de rendre compte de l'effet commulatif des erreurs.

$$\sum_n^\infty \left| \left[\underline{\hat{\theta}}(k) - \underline{\hat{\theta}}(k-2n-1) \right] \right| = \sum_n^\infty \rho^2 (k-2n-1)$$

$$\underline{U}^T (k-2n-1)\ \underline{e}\ (k-2n-1)$$

Cette équation exprime la variation totale à partir du k'ième pas comme :

$$E\left(\left(\sum_n^\infty \rho_n^2\, U_n\, e_n \right)^2 \right) = E(U_n e_n)^2 \sum_n^\infty \rho_n^2$$

La valeur moyenne de l'écart type est le produit des écarts types si les éléments sont indépendants. La condition assure que la variation aléatoire totale tend vers o lorsque n devient très grand.

$$\sum_{i=1}^{n} \rho\,(i) = \infty$$

La dernière condition assure : $\underline{\hat{\theta}}(\infty) = \underline{\hat{\theta}}$

Le terme correctif total devient infini si $\underline{\hat{\theta}}(\infty) \neq \underline{\hat{\theta}}$

Détection de la variation des paramètres :

L'algorithme d'identification doit tenir compte des variations possibles des paramètres. Pour empêcher $\rho(i)$ de devenir trop petite, on ajoute une valeur constante. Ceci augmente la variance des paramètres, autour d'un point fixe. Si le point dans l'espace de paramètres se déplace, la variation est détectée, et l'estimation suit.

On peut retrouver $\underline{\hat{a}}$ et $\underline{\hat{d}}$ à partir de $\underline{\hat{\theta}}$ avec la première des équations 3.7, si l'on désire un modèle de la forme de 3.4.

$$\underline{\hat{d}} = \begin{bmatrix} \hat{\theta}_1 \\ \\ \\ \hat{\theta}_n \end{bmatrix} \qquad 3.13$$

$$\underline{\hat{a}} = \begin{bmatrix} \hat{\theta}_1 & \hat{\theta}_2 & \cdots & \hat{\theta}_n \\ \vdots & & & \vdots \\ \hat{\theta}_n & & & \hat{\theta}_{2n+1} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \hat{\theta}_{n+1} \\ \vdots \\ \hat{\theta}_{2n} \end{bmatrix} \qquad 3.14$$

Du point de vue entrée-sortie, les deux modèles sont équivalents.

Ordre du Modèle :

Le problème de classification peut être résolu de la façon suivante.

L'inverse de la matrice définie par 3.14 existe si l'ordre du modèle et l'ordre du système sont égaux. Si n est plus grand que l'ordre du processus, la matrice deviendra singulière au fur et à mesure que l'estimation converge.

On peut se servir de cette propriété pour choisir l'ordre du modèle à identifier (caractérisation).

L'algorithme de Ho, modifié par Irving peut aussi être appliqué, réf. (IR 1), (IR 2), (IR 3).

III - CONVERGENCE DE L'ALGORITHME D'ESTIMATION

On démontre la convergence en carré moyen de l'algorithme d'approximation stochastique défini par l'équation 3.11.

$$\underline{\hat{\theta}}(k) = \underline{\hat{\theta}}(k-2n-1) + \rho\left(\frac{k-1}{2n-1}\right) \quad \underline{U}(k-1) \left[z(k) - \underline{U}^T (k-1)\, \underline{\hat{\theta}}\, (k-2n-1) \right] \qquad 3.11$$

$$k = 1,\ 2n+2,\ 4n+3$$

Rappel : Une séquence Sn de variables aléatoires tend en carré moyen vers une limite S, si :

$$E\left(|S_n - S|^2\right) \longrightarrow 0 \qquad n \to \infty$$

Pour établir la convergence de 3.11, écrivons :

$$\underline{\tilde{\theta}}\,(k) = \underline{\hat{\theta}}(k) - \underline{\theta} \qquad 3.15$$

De 3.8 on tire :

$$z\,(k) = \underline{U}^T\,(k-1)\ \underline{\theta} + \underline{W}^T\,(k-1)\ \underline{\beta} + \epsilon\,(k-2n-1) + V\,(k)$$

Si l'on substitue dans 3.11 avec k = k + 2n :

$$\underline{\hat{\theta}}\,(k+2n) = \underline{\hat{\theta}}\,(k-1) + \rho\left(\frac{k-1}{2n+1}\right) \quad \underline{U}\,(k+2n-1) \qquad 3.16$$

$$\left(\underline{U}^T\,(k+2n-1)\ \underline{\theta} + \left(\underline{W}^T\,(k+2n-1)\ \underline{\beta} + \epsilon\,(k-1)\right.\right.$$

$$\left.\left. + v\,(k+2n)\right) - \underline{U}^T\,(k+2n-1)\ \underline{\hat{\theta}}\,(k-1)\right)$$

$$\hat{\underline{\theta}}(k+2n) = \hat{\underline{\theta}}(k-1) + e(\,)\,\underline{U}\,\underline{U}^T(\,)\,\underline{\theta} + e(\,)\,\underline{U}(\,)\left[\underline{W}^T(\,)\,\underline{\beta} + \in(\,) + V(\,)\right]$$

$$-e(\,)\,\underline{U}\,\underline{U}^T(\,)\,\hat{\underline{\theta}}(\,)$$

$$= \left[\bar{I} - e(\,)\,\underline{U}\,\underline{U}^T(\,)\right]\hat{\underline{\theta}}(\,) + e(\,)\,\underline{U}\,\underline{U}^T(\,)\,\underline{\theta} + e(\,)\,\underline{U}(\,)\left[\quad\right]$$

$$\hat{\underline{\theta}}(\,) - \underline{\theta} = \tilde{\underline{\theta}}(\,)$$

$$\tilde{\underline{\theta}}(k+2n) = \left[\bar{I} - e(\,)\,\underline{U}\,\underline{U}^T\right]\hat{\underline{\theta}}(k-1) - \left[\bar{I} - e(\,)\,\underline{U}\,\underline{U}^T(\,)\right]\underline{\theta} + e(\,)\,\underline{U}(\,)\left[\quad\right]$$

$$= \left[\bar{I} - e\left(\frac{k-1}{2n-1}\right)\underline{U}\,\underline{U}^T(k+2n-1)\right]\tilde{\underline{\theta}}(k-1) + \qquad 3.17$$

$$+ e\left(\frac{k-1}{2n+1}\right)\underline{U}(k+2n-1)\left[\underline{W}^T(k+2n-1)\,\underline{\beta} + \in(k-1) + V(k+2n)\right]$$

$$= \left[\bar{I} - e_k\,\underline{U}\,\underline{U}^T(k+2n-1)\right]\tilde{\underline{\theta}}(k-1) + e_k\,\underline{U}(k+2n-1)\,\xi_k$$

3.18

Avec :

$$\xi k = \underline{W}^T(k+2n-1)\,\underline{\beta} + \varepsilon(k-1) + V(k+2n)$$

L'espérance mathématique de l'erreur sur les paramètres est :

$$E\left(\underline{\tilde{\theta}}\,(k+2n)\right) = \left[\bar{I} - \rho_k\, E\left(\underline{U}\,\underline{U}^T\,(k+2n-1)\right) E\left(\underline{\tilde{\theta}}\,(k-1)\right)\right] \qquad 3.19$$

Avec :

$$E\left(\underline{U}\,\underline{U}^T\,(k+2n-1)\;\;\underline{\tilde{\theta}}\;\;(k-1)\right) = 0$$

La mise à jour se fait avec 2n + 1 échantillons d'intervalle pour assurer l'indépendance de u et $\underline{\hat{\theta}}$, pour un système ordre n.

De 3.19 par l'inégalité de Schwartz.

$$\left\| E\left(\underline{\tilde{\theta}}\,(k+2n)\right)\right\|^2 \leq (1 - d_4\;\rho_k)^2 \left\| E\left(\underline{\tilde{\theta}}\;(k-1)\right)\right\|^2 \qquad 3.20$$

d_4 est la valeur caractéristique maximale de $E\,(\underline{U}\,\underline{U}^T)$

$\underline{U}\,\underline{U}^T$ est une matrice symétrique, définie, positive.

Rappel : (AG 1) Norme (Albert, Gardner page 82).

Pour une matrice réelle rectangulaire $\bar{P}$, une norme est :

$$|\bar{P}| = (\lambda_{max}\,(\bar{P}^T\,\bar{P}))^{1/2}$$

Si $\bar{P}$ est une matrice colonne $\bar{P} = (\bar{P}^T\,\bar{P})^{1/2}$, est la distance euclidienne.

Si $\bar{P}$ est une matrice ligne $\bar{P}^T\,\bar{P}$ est une matrice carrée et a une seule valeur caractéristique $\neq 0$.

Si $\bar{P}$ est de la forme $\underline{a}\,\underline{h}^T$, où $\underline{a}$ et $\underline{h}$ sont des vecteurs colonne, alors

$\bar{P}^T\,\bar{P} = \underline{h}\,(\underline{a}^T\,\underline{a})\,\underline{h}^T = \|\underline{a}\|^2\,\underline{h}\,H^T$.

Avec les conditions de l'équation 3.12 (D 1) (ME 1) :

$$\lim_{k} \varrho_k = 0 \qquad 3.21$$

$$\sum_k \varrho_k = \infty$$

$$\sum_k \varrho_k^2 < \infty$$

$$E\left(\left\| \underline{\theta}(0) \right\|^2 \right) < \infty$$

On a :

$$\lim_{k \to \infty} \left\| E\left(\underline{\tilde{\theta}}(k) \right) \right\| = 0$$

Démonstration :

Si l'on multiplie scalairement 3.18 par 3.18, et si l'on considère l'espérance mathématique,

$$E\left(\| \underline{\tilde{\theta}}_{k+2n} \|^2 \right) = E\left(\| \underline{\tilde{\theta}}_{k-1} \|^2 \ (I - \varrho_k \ \underline{U}\ \underline{U}^T)^2 \right) + \qquad 3.22$$

$$+ \varrho_k^2 \ (E\left(\xi_k^2 \ \| \underline{U} \|^2 \right)) +$$

$$-2\varrho_k^2 E\left(\underline{\tilde{\theta}}^T_{k-1} \ \underline{U}\ \underline{U}^T U \ \xi_k \right)) +$$

$$-2\varrho_k \ E\left(\underline{\tilde{\theta}}^T_k \ \underline{U} \ \ \xi_k \right)$$

Analysant terme à terme 3.22 :

$$E\left\{ \left\| \underline{\tilde{\theta}}_{k-1} \right\|^2 \ (\bar{I} - \varrho_k \ \underline{U}\ \underline{U}^T)^2 \right\} = \left\| \underline{\tilde{\theta}}_{k-1} \right\|^2 E\left\{ (\bar{I} - \varrho_k \ \underline{U}\ \underline{U}^T)^2 \right\}$$

$$\leq \left\| \underline{\tilde{\theta}}_{k-1} \right\|^2 \left[\lambda_{max} \left[E\left\{ (\bar{I} - \varrho_k \ \underline{U}\ \underline{U}^T)^2 \right\} \right] \right]$$

$$\leq \left\| \tilde{\underline{\theta}}_{k-1} \right\|^2 \lambda_{max} \left[\bar{I} - (2 - \epsilon_1)\, e_k\, E\left\{ \underline{U}\, \underline{U}^T \right\} \right]$$

$$k > k_1 \qquad \text{ET} \qquad 0 < \epsilon_1 < 2$$

$$\leq \left\| \tilde{\underline{\theta}}_{k-1} \right\|^2 (1 - d_5\ e_k)$$

Avec :

$$d_5 = (2 - \epsilon_1)\ d_4$$

$$\lambda_{max} \left[E \left\{ (\bar{I} - e_k\, \underline{U}\, \underline{U}^T)^2 \right\} \right] = \lambda\, max \left[E \left\{ (\bar{I} - 2\, e_k\, \underline{U}\, \underline{U}^T + e_k^2\, \underline{U}\, \underline{U}^T\, \underline{U}\, \underline{U}) \right\} \right]$$

ρ_k est monotone décroissant et tend vers zéro. (1)

Ceci veut dire qu'il existe k_1 tel que :

$$\left\| \bar{I} - 2\, e_k\, \underline{U}\, \underline{U}^T + e_k^2\, \underline{U}\, \underline{U}^T \right\| \leq \left\| \bar{I} - (2 - \epsilon_1)\, e_k\, \underline{U}\, \underline{U}^T \right\|$$

$$\left\| a - b \right\|^2 = \left\| a^2 - 2\, ab + b^2 \right\| \leq \left\| a^2 - (2 - \epsilon_1)\, a\, b \right\|$$

ρ_k^2 tend plus rapidement vers zéro que ρ_k ; à partir d'un certain k_1, le troisième terme est plus petit que le second.

Le second terme de 3.22, d'après les conditions énoncées par : 3.5 et 3.12 :

3.24

$$E \left\{ \xi^2 \left\| \underline{U} \right\|^2 \right\} = E \left\{ \left[(\underline{W}^T\ \underline{\beta})^2 \left\| \underline{U} \right\|^2 + \epsilon^2 \left\| \underline{U} \right\|^2 + V^2 \left\| \underline{U} \right\|^2 \right]^2 \right\}$$

$$E\left\{\xi^2 \left\| \underline{U} \right\|^2\right\} \leq d_6 \leq \infty$$

Où d_6 est une constante.

Pour le troisième terme de 3.22 :

$$E\left\{ \underline{\tilde{\Theta}}_{k-1}^T \underline{U}\,\underline{U}^T\underline{U} \quad \xi_k \right\} = \left(E\left\{\underline{\tilde{\Theta}}_{k-1}\right\}\right)^T E\left\{ \underline{U}\,\underline{U}^T\underline{U} \quad \xi_k \right\} = 0 \qquad 3.25$$

Le dernier terme donne :

$$E\left\{ \underline{\tilde{\Theta}}_{k-1}^T \underline{U} \quad \xi_k \right\} = 0 \qquad 3.26$$

Si l'on substitue 3.23, 24, 25, 26 dans 3.22, on a :

$$E\left\{ \left\| \underline{\tilde{\Theta}}_{k+2n} \right\|^2 \right\} \leq \left\| \underline{\tilde{\Theta}}_{k-1} \right\|^2 (1 - d_5\ \varrho_k) + d_6\ e_k^2 \qquad 3.27$$

On peut écrire, avec la récurrence 3.27 :

$$\alpha_i = E\left\{ \left\| \underline{\Theta}_{k + (2n+1)\ i} \right\|^2 \right\}$$

$$\alpha_{i+1} \leq \alpha_i \left[1 - d_5\ e_1\right] + e_i^2\ d_6 \qquad k > k1 \qquad 3.29$$

Pour i >N, on a :

$$\alpha_i \leq \alpha_N\ \ell_{N-1,\ i-1} + d_6 \sum_{j=N}^{i-1} e_j^2\ \ell_{j,\ i-1} \qquad 3.30$$

Où :
$$\ell_{i,n} = \prod_{j=i+1}^{n} (1 - \varrho_j \, d_5) \qquad o<i< n-1$$

3.31

$$= o \qquad i > n$$
$$= 1 \qquad i = n$$

On sait que :

$$\log (1 - \varrho_j \, d_5) \leq - \varrho_j \, d_5$$

On peut montrer que :

$$\ell_{m,n} \leq \exp \left(- d_5 \sum_{j=m+1}^{n} \varrho_j \right)$$

$$\log \ell_{m,n} = \sum_{j=m+1}^{n} \log (1 - \varrho_j \, d_5)$$

$$\leq \sum_{j=m+1}^{n} (- \varrho_j \, d_5)$$

$$\ell_{m,n} \leq \exp \left(-d_5 \sum_{j=m+1}^{n} \varrho_j \right) \qquad 3.32$$

De 3.12, on suppose la somme divergente. Alors :

$$\lim_{n \to \infty} \ell_{N-1,\, n-1} = o$$

Considérons le dernier terme de 3.30

Si on définit la fonction échelon par :

$$u(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

On peut écrire :

$$\lim_{n \to \infty} d_6 \sum_{i=N}^{n-1} \rho_i^2 \, \ell_{i,n-1} \lim_{n \to \infty} d_6 \sum_{i=N}^{\infty} \rho_i^2 \, \ell_{i,n-1} \, (1-u(1-n)) \qquad 3.34$$

$$= d_6 \sum_{i=N}^{\infty} \rho_i^2 \, \ell_{i,n-1} \qquad \lim_{n \to \infty} \left[1 - u(i-n) \right] = 0 \qquad 3.35$$

$$i > \eta \longrightarrow 1 - u(i-\eta) = 0$$

L'échange entre limite et somme est justifié parce-que la somme est absolument convergente (3) ($\ell_{i,\eta-1}$ est positif, borné par 1 pour tout i et η).

De 3.33, 3.35, 3.30 :

$$\lim_{n \to \infty} \alpha_n = \lim_{n \to \infty} E\left(\left\| (\underline{\hat{\theta}}(k) - \underline{\theta}) \right\|^2 \right) = 0 \qquad 3.36$$

Comer réf. (CO 1) a démontré que si :

$$\lim_{i \to \infty} \rho(i) > \gamma \neq 0 \qquad \gamma \in \mathbb{R}$$

La solution $\underline{\hat{\theta}}$ oscille autour du point $\underline{\theta}$ avec une amplitude dépendant de γ.

IV - NOMBRE DE POSITIONS DE MEMOIRE ET OPERATIONS ARITHMETIQUES NECESSAIRES POUR LA MISE EN OEUVRE DE L'ALGORITHME D'APPROXIMATION STOCHASTIQUE.

Système d'ordre :	N
Mémoire :	
Mesures :	2N + 1
Paramètres du modèle :	2N
Variables intermédiaires :	5
TOTAL	4N + 5

Opérations arithmétiques :

BF	Conversion à flottant
MP	Multiplication en flottant
AD	Addition en flottant
RO	Rangement d'une variable en flottant

	BF	MP	AD	RO
SOMME (U (I) * (I)				
2N + 1	2N	2N	2N	2N + 1
V	1			1
T	1			1
(E 2-SOMME) (2N + 1 / T)	1			1
TH (I) * GRAD * UT (I)		2	1	
		2N	2N	2N
TOTAL :	2N + 3	4N + 2	4N + 1	4N + 5

Pour le calculateur T 2000, le temps d'exécution des instructions en virgule flottante (programmé) sont les suivants :

Si
- tBF = 200 µs
- tMP = 250 µs
- tAD = 200 µs
- tRO = 200 µs

Pour un algorithme d'ordre n, le temps pour exécuter les opérations arithmétiques nécéssaires pour mise à jour du vecteur de paramètre estimé est :

$$t = (2N + 3)\ 200 + (4N + 2)\ 250 + (4N + 1)\ 200 + (4N + 5)\ 200$$

$$= (10N + 9)\ 2000 + (4N + 2)\ 250$$

$$= 3000N + 2300\ \mu s$$

Le temps total en ms est :

$$3N + 2,3\ ms$$

Exemple :

- N = 1 5,3 ms
- N = 2 8,3 ms
- N = 3 11,3 ms

La mise à jour se fait approximativement en 3N + 2,3 ms, plus le temps d'exécution du programme, qui est petit par rapport au temps de calcul, étant étant donné la simplicité de l'algorithme.

Le temps de passage entre $\underline{\hat{\theta}}$ et $\underline{a}$, $\underline{d}$ (solution d'un système d'équations linéaire avec N inconnues) est proportionnel à $N^2 + N$ multiplications et $N^2 + N$ sommes.

Si tMP = 1,25 tAD, on peut évaluer le temps de passage pour $N \geq 1$;

t passage = $(N^2 + N) \times 2,25 \times 200$ u seg.

$$\simeq 0,45\ (N^2 + N)\ \text{ms}$$

N	=	1	t	= 0,25 ms
N	=	2	t	= 2,70 ms
N	=	3	t	= 5,4 ms
N	=	4	t	= 9 ms

Pour Tadd = 200 ms

T mu = 250 ms

T = (169 x 250 + 146 x 200) ms = 71,4 ms

Ces estimations ne tiennent pas compte du temps d'exécution du programme et de la mémoire nécessaire pour stocker ce programme.

CHAPITRE IV

ETUDE COMPARATIVE

I - INTRODUCTION

Cette étude comporte deux phases :

1°) Une étude expérimentale
2°) Une comparaison des aspects pratiques de la mise en oeuvre.

II - ETUDE EXPERIMENTALE

2.1 Expériences effectuées et résultats numériques

Le moyen de tester l'outil dans des conditions réalistes a été le suivant.

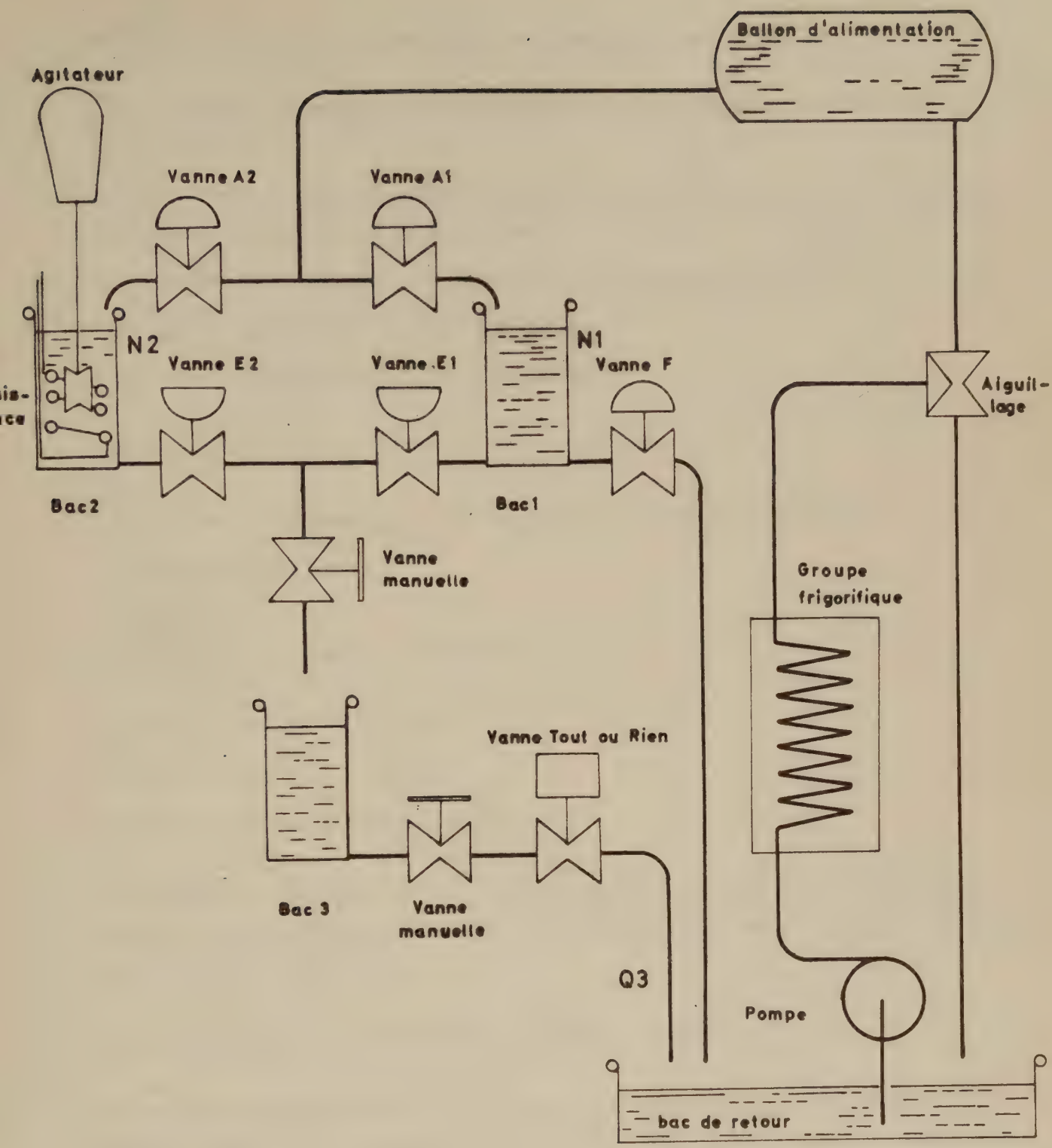
Premièrement, la mise en oeuvre a été effectuée sous le système COPRES. Le calculateur utilisé a été le T 2000 de Télémécanique Electrique. Ensuite un certain nombre d'essais ont été effectués sur un procédé pilote (voir annexe).

Ce procédé comprend essentiellement un circuit hydraulique de mélange et un circuit thermique associé. (Voir schéma IV.0).

Deux bacs sont alimentés séparément en eau froide. Le premier comporte une fuite réglable, le second une résistance de chauffage et un agitateur. A la sortie, eau froide et chaude sont mélangées et se déversent dans un troisième bac.

Le procédé comporte :

- Six variables de sortie mesurées (trois niveaux, un débit, et deux températures).
- Deux variables de perturbation mesurables : pression et température d'alimentation.



Principe du Procédé

Les débits du circuit hydraulique sont commandés par :

- Deux vannes à commande pneumatique pour l'alimentation des bacs 1 et 2
- Trois vannes à commande pneumatique pour les sorties de mélange des bacs 1 et 2 et la sortie de fuite du bac 1
- Une vanne manuelle pour l'alimentation en mélange du bac 3
- Une vanne manuelle pour la sortie du bac 3
- Une vanne électrique tout ou rien du bac 3.

Les essais ont porté sur deux grandeurs d'entrée :

- Ouverture de la vanne A1 (% de la gamme du courant de commande)
- Ouverture de la vanne A2

Les grandeurs de sortie considérées sont :

- Niveau du bac 1 (cm.)
- Niveau du bac 2 (cm.)
- Débit en sortie du bac 3 (lt/hr)

La première et deuxième séries d'essais considèrent une entrée et plusieurs sorties. La troisième série a été effectuée avec une seule entrée, avec changement du point d'opération.

La dernière série a porté sur deux entrées simultanées.

Ces expériences permettent d'avoir une vue d'ensemble des différents problèmes, aussi bien que du potentiel des méthodes d'identification considérées.

2.2 Entrées

Dans l'optique de l'utilisation industrielle éventuelle pour faire de la commande des procédés, un modèle doit être suffisamment simple pour être

facilement utilisable et, au même temps, il doit avoir une bonne capacité prédictive, de façon qu'il soit une bonne image du comportement du système physique considéré.

Cette capacité de prédiction est relative à la réponse à une classe donnée d'entrées. On peut considérer deux types d'entrées comme représentatives d'un fonctionnement industriel : L'entrée en échelon permet de vérifier le comportement pour un changement du point d'opération (asservissement).

Les séquences pseudoaléatoires peuvent être considérées comme des variations autour d'un point de fonctionnement (régulation). Ces séquences ont plusieurs avantages pour exciter des systèmes, dans les expériences d'identification.

- La sortie est peu perturbée

- La largeur du spectre peut être choisie pour exciter les modes les plus importants. Si le spectre s'étend beaucoup plus que la gamme des fréquences qui intéressent pour le modèle, la séquence peut être considérée comme un bruit blanc.

RESULTATS NUMERIQUES

Expérience No.	Entrée 1	Entrée 2	Sortie	Remarques
1.1	A1		N1	
1.2	A1		N2	
1.3	A1		Q3	FIG IV 5,7
2.1	A2		N1	
2.2	A2		N2	
2.3	A2		Q3	FIG IV 6,8
3.1	A1		N1	Changement du point
3.2	A1		N2	d'opération
3.3	A1		Q3	FIG IV 14,15,16 17,18
4.1	A2	A2	N1	Deux entrées
4.2	A1	A2	N2	simultanées
4.3	A1	A2	Q3	Transferts par rapport à A1 FIG IV 9,10,12,13
4.4	A1	A2	N1	
4.5	A1	A2	N2	Transferts par rapport à A2
4.6	A1	A2	Q3	FIG IV 9,11,12,13

A1 Action sur la vanne A1

A2 Action sur la vanne A2

N1 Niveau du bac 1

N2 Niveau du bac 2

Q3 Débit à la sortie du bac 3

EXPÉRIENCE NO. 1,2

POINT D'OPÉRATION

N1 = 25 cm (niveaux)
N2 = 25 cm
Q3 = 260 lt/hr (débit)
A1 = 42 % (ouverture des vannes)
A2 = 57 %

RÉSULTATS NUMÉRIQUESDE L'EXPÉRIENCE 1.1

TEMPS = 60 min

MÉTHODE	ORDRE	a_1	a_2	a_3	b_1	b_2	b_3
AS	1	-0,831			0,211		
	2	-0,831	$+0,37 \times 10^{-3}$		0,183	0,0156	
	3	-0,815	$+0,4 \times 10^{-3}$	$0,102 \times 10^{-3}$	0,192	0,006	$0,18 \times 10^{-3}$
MCGR	1	-0,823			0,215		
	2	-0,826	$+0,14 \times 10^{-3}$		0,214	$0,12 \times 10^{-3}$	
	3	-0,822	$+0,1 \times 10^{-3}$	$0,2 \times 10^{-4}$	0,214	$0,1 \times 10^{-3}$	$0,12 \times 10^{-4}$

RÉSULTATS 1.2

AS	1	-0,848			0,075		
	2	-1,362	0,451		$2,39 \times 10^{-2}$	$1,81 \times 10^{-2}$	
	3	-1,358	0,447	$0,12 \times 10^{-3}$	$2,21 \times 10^{-2}$	$1,77 \times 10^{-2}$	$0,75 \times 10^{-4}$
MCGR	1	-0,84			0,077		
	2	-1,344	0,427		$2,35 \times 10^{-2}$	$1,77 \times 10^{-2}$	
	3	-1,340	0,423	$0,23 \times 10^{-3}$	$2,25 \times 10^{-2}$	$1,68 \times 10^{-2}$	$0,53 \times 10^{-4}$

RÉSULTATS 1.3

MÉTHODE	ORDRE	a_1	a_2	a_3	b_1	b_2	b_3
AS	1	-0,870			0,461		
	2	-1,65	0,68		$5,87 \times 10^{-2}$	$5,14 \times 10^{-2}$	
	3	-1,63	0,70	$-0,22 \times 10^{-3}$	$5,31 \times 10^{-2}$	$5,65 \times 10^{-2}$	$2,18 \times 10^{-}$
MCGR	1	-0,869			0,453		
	2	-1,672	0,691		$5,8 \times 10^{-2}$	$5,2 \times 10^{-2}$	
	3	-1,68	0,702	$-0,36 \times 10^{-4}$	$5,5 \times 10^{-2}$	$5,3 \times 10^{-2}$	$7,1 \times 10^{-}$

RÉSULTATS 2.1 T = 60 min.

AS	1	-0,884			0,240		
	2	-1,384	0,447		$1,97 \times 10^{-2}$	$1,51 \times 10^{-2}$	
	3	-1,37	0,451		$1,91 \times 10^{-2}$	$1,27 \times 10^{-2}$	
MCGR	1	-0,882			0,244		
	2	1,392	0,465		$1,96 \times 10^{-2}$	$1,56 \times 10^{-2}$	
	3	1,373	0,447		$1,93 \times 10^{-2}$	$1,38 \times 10^{-2}$	

RÉSULTATS 2.2

AS	1	-0,870			0,111		
	2	-0,869	$0,39 \times 10^{-3}$		0,117	$0,122 \times 10^{-3}$	
	3						
MCGR	1	-0,866			0,15		
	2	-0,868	$0,18 \times 10^{-3}$		0,12	$0,12 \times 10^{-3}$	
	3						

RÉSULTATS 2.3

MÉTHODE	ORDRE	a_1	a_2	a_3	b_1	b_2	b_3
AS	1	-0,89					
	2	-1,70	0,723		$4,158\times10^{-2}$	$3,78\times10^{-2}$	
	3	-1,68	0,719		$4,125\times10^{-2}$	$3,83\times10^{-2}$	
MCGR	1	-0,898			0,363		
	2	-1,69	0,72		$4,18\times10^{-2}$	$4,05\times10^{-2}$	
	3	-1,68	0,722		$4,16\times10^{-2}$	$3,95\times10^{-2}$	

EXPÉRIENCE NO. 3 (Changement du point de fonctionnement)

POINT D'OPÉRATION 1

N1 = 20 cm

N2 = 20 cm

Q3 = 250 lts/hr

A1 = 35 %

A2 = 45 %

POINT D'OPÉRATION 2

N1 = 35 cm

N2 = 30 cm

Q3 = 280 lt/hr

A1 = 46 %

A2 = 60 %

T = 60 min.

RÉSULTATS DE 3.1

MÉTHODE	ORDRE	a_1	a_2	a_3	b_1	b_2	b_3
AS	1	-0,816			0,214		
MCGR	1	-0,811			0,220		

RÉSULTATS DE 3.2

AS	2	-1,33	0,42		2×10^{-2}	$1,51 \times 10^{-2}$
MCGR	2	-1,237	0,417		$2,01 \times 10^{-2}$	$1,49 \times 10^{-2}$

RÉSULTATS DE 3.3

AS	2	1,64	0,675		$4,06 \times 10^{-2}$	$3,55 \times 10^{-2}$
MCGR	2	1,627	0,666		4,11	3,54

T = 120 min.

RÉSULTATS DE 3.1

AS	1	-0,88			0,186	
MCGR	1	-0,878			0,188	

RÉSULTATS DE 3.2

AS	2	-1,39	0,451		$3,66 \times 10^{-2}$	$2,92 \times 10^{-2}$
MCGR	2	-1,391	0,450		$3,68 \times 10^{-2}$	$2,88 \times 10^{-2}$

RÉSULTATS DE 3.3

MÉTHODE	ORDRE	a_1	a_2	a_3	b_1	b_2	b_3
AS	2	-1,70	0,72		$2,76 \times 10^{-2}$	$2,47 \times 10^{-2}$	
MCGR	2	-1,696	0,722		$2,95 \times 10^{-2}$	$2,58 \times 10^{-2}$	

EXPÉRIENCE NO. 4

Même point de fonctionnement que dans les expériences 1 et 2

RÉSULTATS 4.1 T = 120 min.

MÉTHODE	ORDRE	a_1	a_2	a_3	b_1	b_2	b_3
AS	1	-0,830			0,212		
MCGR	1	-0,826			0,216		

RÉSULTATS 4.2

AS	2	-1,360	0,453		$2,40 \times 10^{-2}$	$1,82 \times 10^{-2}$	
MCGR	2	-1,344	0,43		$2,37 \times 10^{-2}$	$1,79 \times 10^{-2}$	

RÉSULTATS 4.3

AS	2	-1,66	0,67		$5,85 \times 10^{-2}$	$5,12 \times 10^{-2}$	
MCGR	2	-1,67	0,68		$5,82 \times 10^{-2}$	$5,18 \times 10^{-2}$	

RÉSULTATS 4.1

MÉTHODE	ORDRE	a_1	a_2	a_3	b_1	b_2	b_3
AS	2	-1,384	0,446		1,95	1,53	
MCGR	2	-1,387	0,46		1,95	1,54	

RÉSULTATS 4.2

AS	1	-0,868			0,113		
MCGR	1	-0,866			0,115		

RÉSULTATS 4.3

AS	2	-1,69	0,722		4,156	3,64	
MCGR	2	-1,70	0,72		4,17	3,89	

2.3 Enregistrements des résultats

Nous donnons les résultats de quatre séries d'essais. Dans tous les cas l'entrée a été une séquence binaire pseudoaléatoire.

La première série 1.1 à 1.3 considère la position de la vanne A1 comme entrée, et comme sorties les niveaux N1 et N2 et le débit Q3. La deuxième série 2.1 à 2.3 considère les mêmes sorties, et comme entrée la position de la vanne A2.

Les enregistrements IV-5 et IV-6 donnent l'action, le débit Q3 et les paramètres du modèle. Dans 1.1 et 2.1 le modèle est de premier ordre, et de deuxième ordre dans les autres cas. Les enregistrements IV-7 et IV-8 donnent la réponse du système et du modèle à des échelons sur l'entrée.

La troisième série d'essais porte sur le changement du point d'opération, qui entraîne une variation des paramètres.

Les enregistrements IV-14, 15, 16 montrent l'entrée, les niveaux N1 et N2, le débit Q3 et les paramètres des modèles.

La quatrième série considère l'identification de plusieurs sorties avec plusieurs entrées.

L'enregistrement IV-10 montre l'influence de l'entrée A1 sur les sorties N1, N2 et Q3. L'enregistrement IV-11 donne l'influence de A2 seule sur les sorties. IV-9 présente les sorties produites par les entrées A1 et A2 présentes simultanément. Ces entrées sont la même séquence binaire pseudoaléatoire, seulement décalée.

Ce décalage évite d'avoir une corrélation entre la partie de la sortie due à A1 et l'entrée A2. Si le décalage est beaucoup plus grand que la mémoire du système (5 fois la constante de temps par exemple), l'influence sera négligeable.

L'enregistrement IV-12 montre que la convergence des paramètres est beaucoup plus lente que dans le cas d'une seule entrée.

Les réponses à l'échelon sont montrées comparativement dans IV-13.

III - ETUDE COMPARATIVE

Etant donné que le but est de mettre en oeuvre un outil, qui comporte différentes options, il semble nécessaire de comparer les possibilités offertes par les deux méthodes.

Pour choisir l'une ou l'autre des méthodes pour une application donnée la comparaison portera sur les critères suivants :

- Convergence : Conditions et rapidité
- Précision de l'identification, caractérisation
- Mémoire nécessaire à la mise en oeuvre
- Opérations arithmétiques nécessaires à la mise à jour
- Temps effectif de calcul.

3.1 Mémoire, opérations arithmétiques et temps effectif de calcul

Ces trois critères portent sur les aspects pratiques de la mise en oeuvre.

Etant donné que l'on suppose que les calculateurs employés dans la commande de procédés sont de puissance limitée, il faut que la mémoire nécessaire à la mise en oeuvre d'une méthode ne soit pas très importante, de façon que les autres aspects de l'exploitation de ce calculateur (commande, acquisition, supervision, dialogue), ne soient pas compromis. Les mêmes arguments sont valables pour le temps exécution d'un pas de calcul.

Dans les figures suivantes, on peut comparer les besoins des deux méthodes en mots mémoire et en temps de calcul. Le temps effectif de calcul est le produit du temps de calcul par échantillon, par le nombre d'échantillons nécessaires pour obtenir une bonne convergence.

D'après les résultats des chapitres 2 et 3, pour un système de deuxième ordre le temps de calcul estimé est de 60 m.s. pour la méthode de moindres carrés généralisés et de 15 m.s. pour l'approximation stochastique. La mémoire nécessaire est de 75 mots mémoire dans le premier cas, pour m = 4, et de 15 mots dans le cas de l'approximation stochastique.

Si l'on suppose un taux d'utilisation de l'unité centrale de 10 % pour l'identification, dans le premier cas on pourrait effectuer 1 calcul par seconde et 6 dans le deuxième cas. Si la cadence d'acquisition est de 20 s., on peut, pour le même taux d'utilisation de 10 %, identifier 20 de deuxième ordre avec la méthode de MCGR et 120 avec l'algorithme d'A.S.

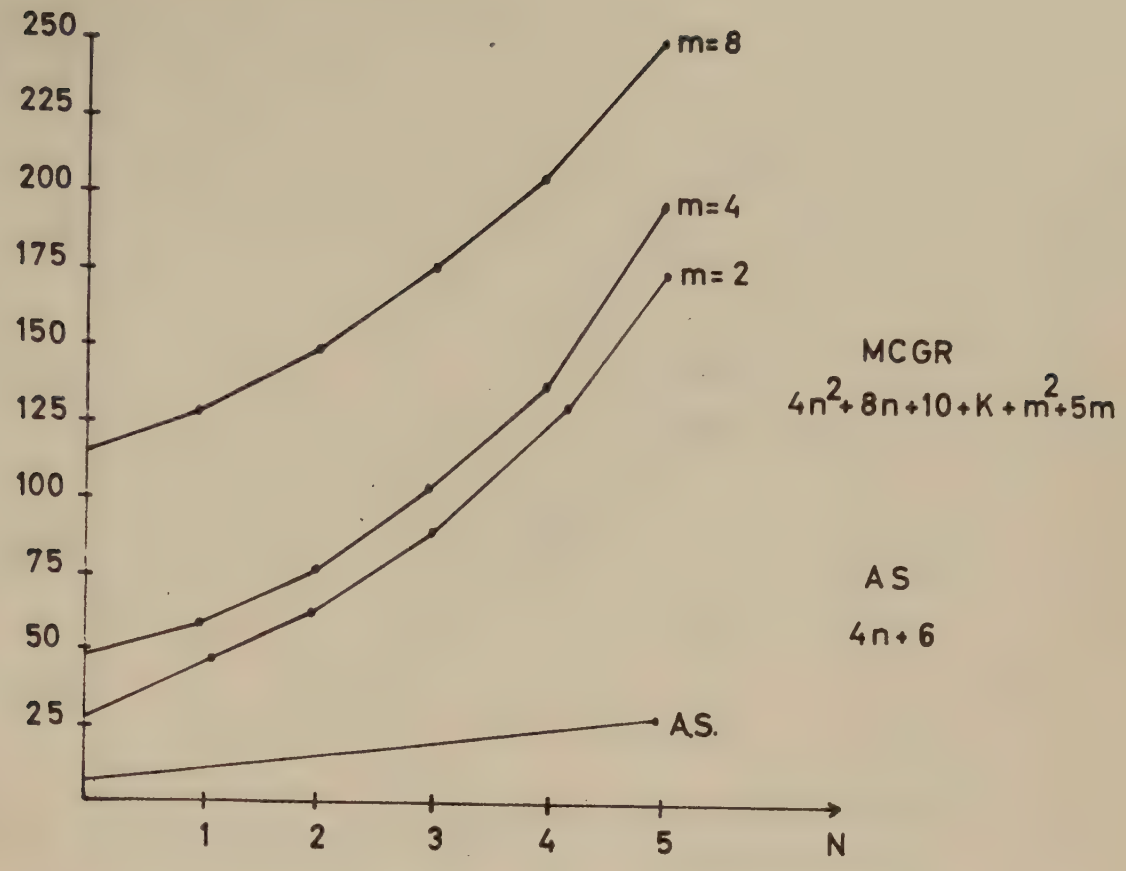
La rapidité de croissance du temps nécessaire pour un pas avec l'algorithme de MCGR est une fonction quadratique de l'ordre. Dans le cas de l'A.S. c'est une fonction linéaire.

Le temps effectif de calcul est le temps pendant lequel l'unité centrale est occupée à faire des calculs avant d'attendre une précision suffisante. La figure 3.3 montre que pour les expériences effectuées, le temps total de calcul est à peu près le même avec les deux méthodes. Dans le premier cas les calculs se font sur une période de temps plus courte que dans la seconde mais en occupant les ressources du calculateur plus intensivement.

La mémoire occupée est plus importante avec la méthode de MCGR, mais elle est occupée moins longtemps, étant donné que l'identification converge plus vite.

MÉMOIRE

TS MACHINE)



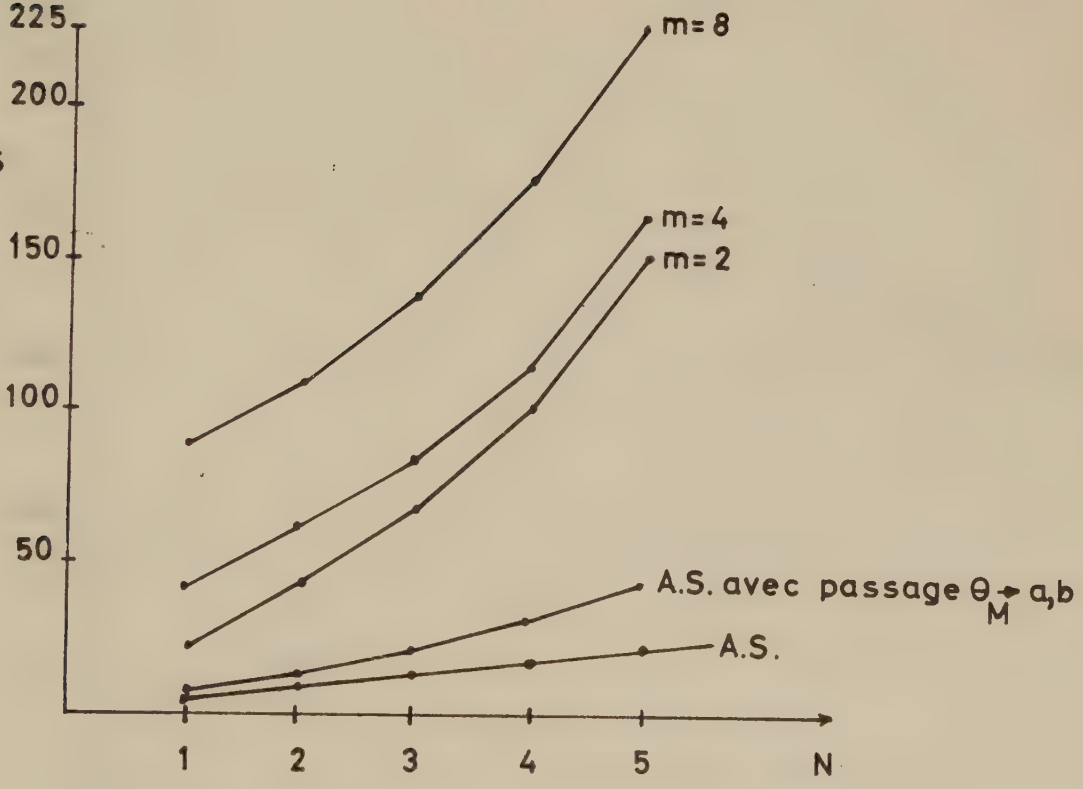
MS

TEMPS

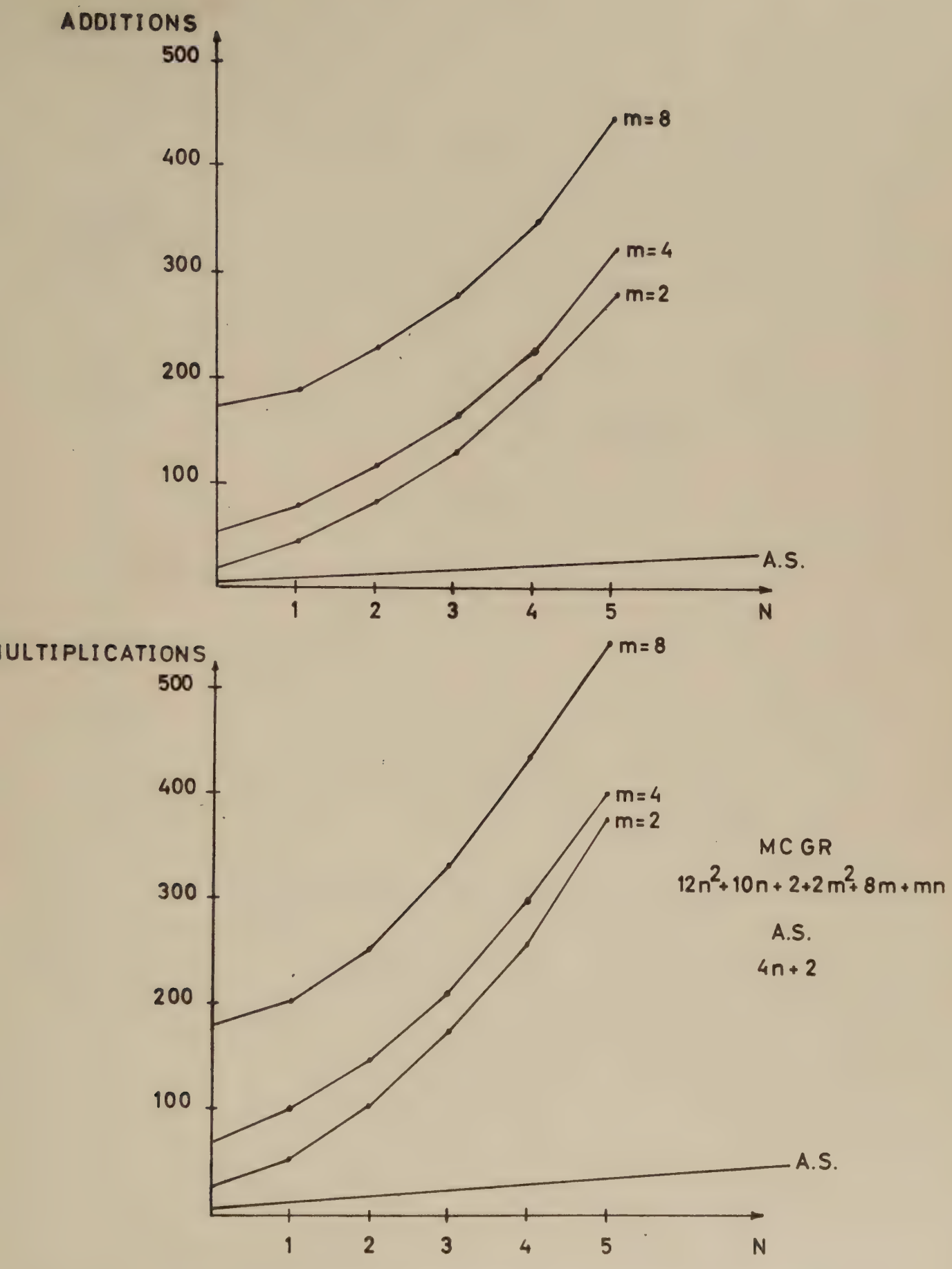
CALCULÉ

POUR UN PAS

DE CALCUL

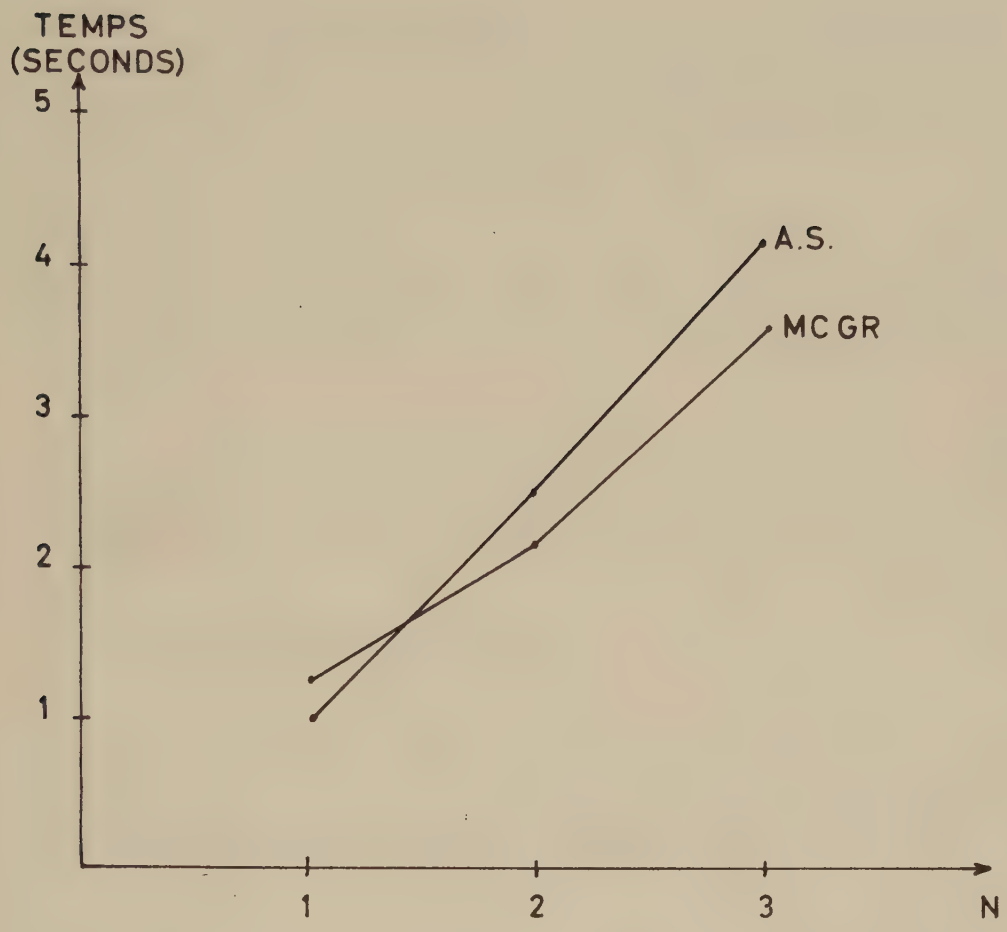


ESTIMATION DU TEMPS, DE LA MÉMOIRE ET DES OPÉRATIONS ARITHMÉTIQUES NECESSAIRES POUR LA MISE À JOUR DE $\hat{\Theta}$ DANS LES MÉTHODES MCGR ET AS



OPÉRATIONS ARITHMÉTIQUES NECÉSSAIRES

POUR UN PAS DE CALCUL.



TEMPS EFFECTIF DE CALCUL

EXPÉRIENCE 1.3

3.2 Convergence

Elle est étudiée du point de vue de sa rapidité.

Le critère est le temps nécessaire pour arriver à des valeurs constantes ou à faibles variations des paramètres. Il est important que ce temps soit le plus petit possible, de façon que le modèle identifié représente à chaque instant le procédé.

Etant donné qu'il faut un certain temps pour que les méthodes convergent, il importe que ce temps soit petit vis à vis de la rapidité de variation des paramètres.

Dans la quatrième série d'essais (Fig. IV-13) on constate que si la sortie est très bruitée (deux entrées simultanées, identification par rapport à chacune) la rapidité de convergence diminue sensiblement.

3.3 Caractérisation et précision

La précision du modèle peut être testée en comparant la sortie du modèle et la sortie du procédé pour les mêmes entrées. Cette comparaison peut être faite entre des modèles d'ordre différent.

Le choix de l'ordre se fait soit à partir des connaissances à priori sur le système, soit par des méthodes en temps différé (IR 1, 2, 3). On peut aussi effectuer simultanément plusieurs identifications portant sur les mêmes entrées et sorties, et dont les modèles diffèrent uniquement par leur ordre. A partir des résultats obtenus, choisir l'ordre qui donne le meilleur résultat, tenant compte du compromis précision-complexité. Ce compromis provient de l'approximation du comportement d'un système physique par un modèle linéaire.

Dans la phase de caractérisation on peut, dans certains cas, retenir comme critère la somme des erreurs au carré, divisé par le nombre d'observations.

$$Ji = \frac{1}{N} \Sigma \text{ (sortie modèle d'ordre i - sortie mesurée)}^2$$

$$= \frac{1}{N} \sum_j e_j^2$$

$$Ji\ (t_1) = \frac{1}{N} \sum_{t_1 - j\ \Delta t}^{t_1} e^2\ (t_1 - j\ \Delta t)$$

$$j = 1, 2, \ldots N$$

Δt = période d'échantillonnage

On emploie un horizon fini glissant (calcul de J sur un nombre N de points), pour tenir compte des erreurs sur une période restreinte, étant donné que les paramètres du modèle changent au fur et à mesure que l'identification s'effectue.

Dans certains cas, on constate une variation appréciable du critère. Quand on passe de l'ordre i à l'ordre i + 1, la valeur du critère diminue considérablement. Pour i + 2, J diminue peu (Figure IV-2). Ceci permet d'accepter le modèle, qui dans le sens du carré moyen de l'erreur, représente le mieux le système considéré.

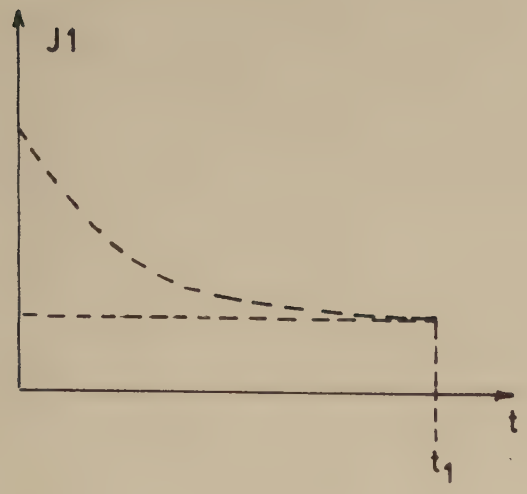
Dans la première figure on observe que le critère à l'instant $t = t_1$ est approximativement le même pour premier-deuxième et troisième ordre. On peut donc retenir le modèle de premier ordre. Si l'on observe la réponse à l'échelon du niveau N1 par rapport à la position de la vanne A1, on voit qu'en effet, l'allure de la courbe est celle d'un système de 1er ordre (Figure IV-7).

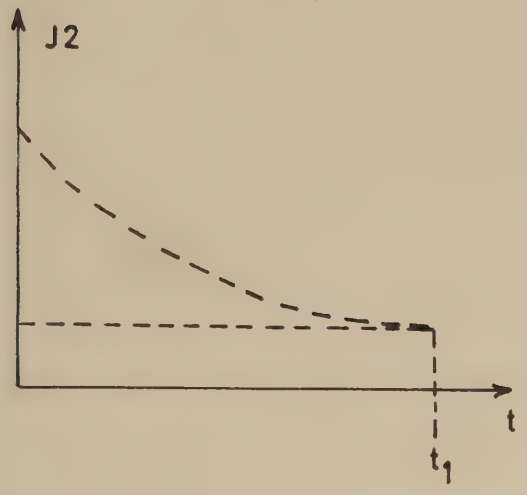
Dans le cas du niveau N2 comme sortie, l'analyse effectuée pour caractériser le système permet de retenir le deuxième ordre. (Fig. IV-2). Le critère diminue sensiblement en passant du 1er, au deuxième ordre, et varie peu entre le deuxième et troisième ordre. La réponse à l'échelon est donné dans la figure IV-7.

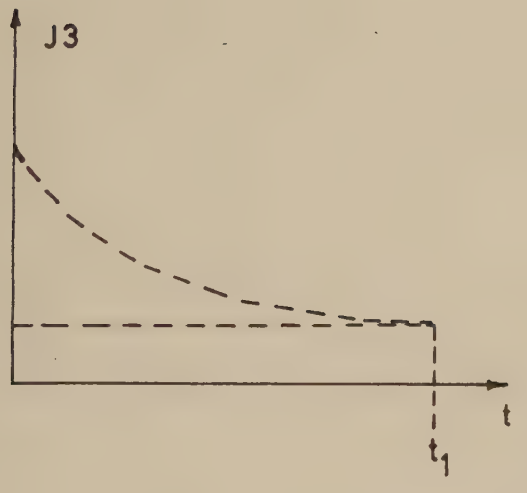
Si la sortie mesurée est très bruitée comme dans le cas du débit (Fig. IV-5), l'erreur en carré moyen après un temps t_1 est dûe surtout au bruit de mesure, et non à la différence modèle-système. Dans ce cas on pourrait déterminer qu'un modèle de premier ordre est une bonne approximation.

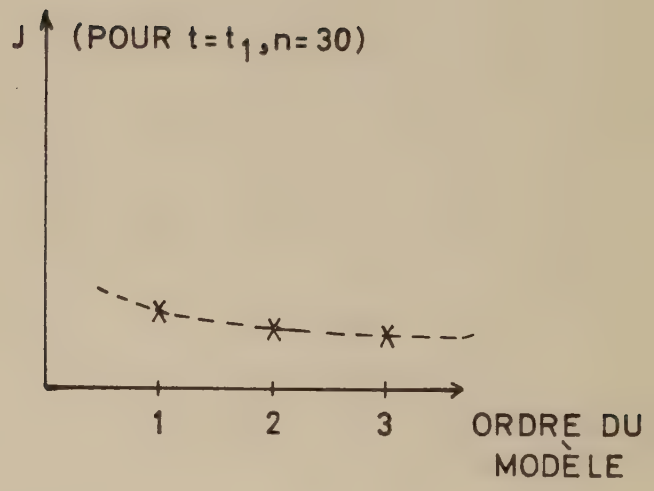
Si l'on observe la réponse à l'échelon (Fig. IV-7), il n'est pas aisé, à partir de l'allure de la courbe, de rejeter un modèle de premier ordre.

La caractérisation doit être faite à partir de toutes les données disponibles. Ces données font intervenir les connaissances à priori, l'allure de la réponse, les expériences de caractérisation, la précision souhaitée, etc...





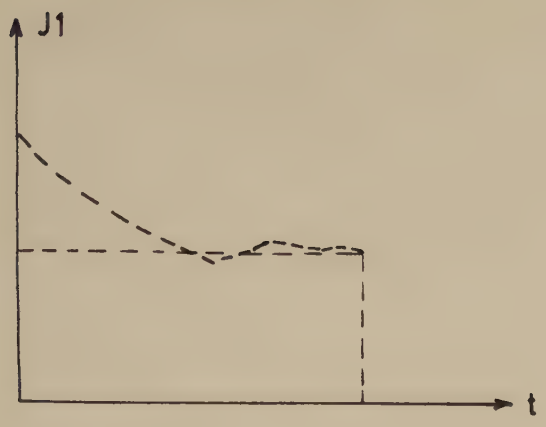


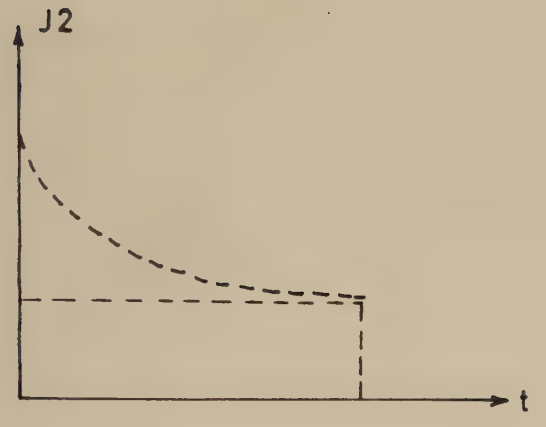


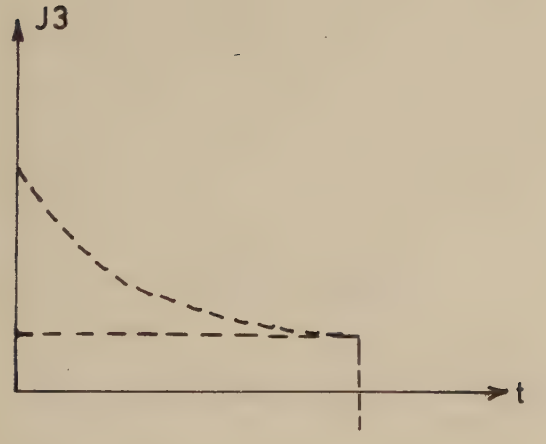
ESSAI 1.1 ENTRÉE:POSITION DE LA VANNE A1

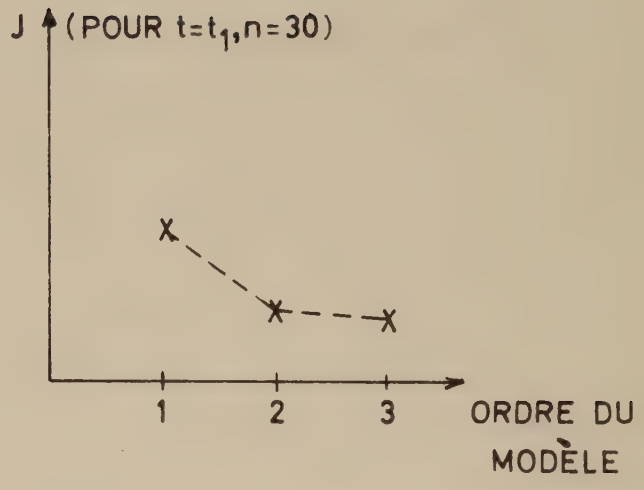
SORTIE: NIVEAU N1

FIGURE IV-1





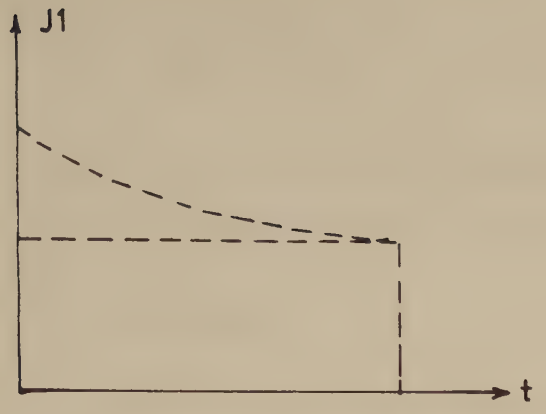


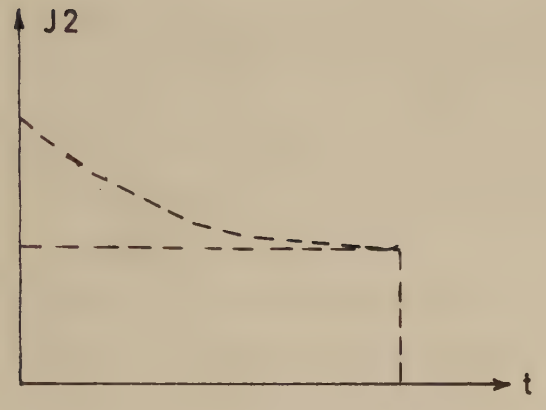


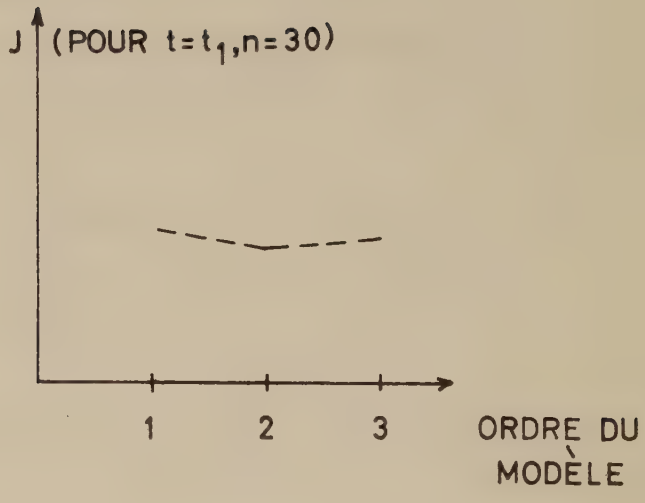
ESSAI 1.2 ENTRÉE: POSITION DE LA VANNE A1

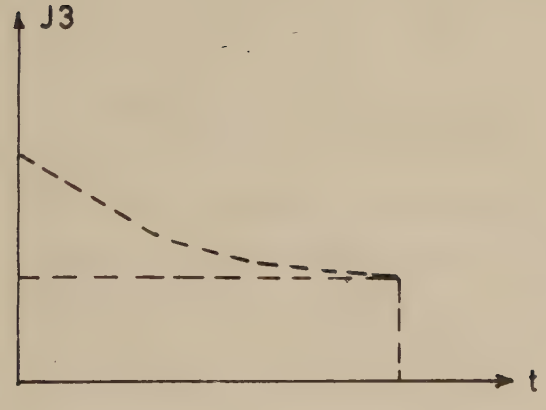
SORTIE: NIVEAU N2

FIGURE IV-2









ESSAI 1.3 ENTRÈE : POSITION DE LA VANNE A1

SORTIE : DÉBIT Q3

FIGURE IV-3

IV - CONCLUSIONS

A partir des expériences effectuées et de l'étude comparative on peut tirer les conclusions suivantes :

- Convergence

La convergence est plus rapide avec la méthode de moindres carrés. Dans les expériences effectuées on constate que le temps de convergence pour un système de premier ordre (expérience 1.1) a été de l'ordre de 10 fois la constante de temps pour la méthode de moindres carrés et de 30 fois avec la méthode de l'approximation stochastique. Dans la troisième série d'expérience, on effectue un changement du point d'opération, avec un échelon sur la consigne. La méthode de moindres carrés généralisés suit de plus près la variation de paramètres.

Ceci est intéressant quand la variation de paramètres est relativement rapide. Le modèle obtenu avec la méthode de MCGR serait à tout instant une meilleure approximation de la réalité physique.

Le bruit de mesure présente sur Q3 n'affecte pas d'une façon appréciable la convergence, bien que son niveau soit relativement important.

- Précision de l'identification, caractérisation

Dans les expériences effectuées, la caractérisation a été réalisée par une combinaison de connaissances à priori et du critère d'erreur quadratique moyen. Le bruit présent sur la mesure du débit de sortie Q3 a une influence sensible sur la caractérisation.

Le moyen de tester la précision de l'identification a été de comparer les réponses à l'échelon du modèle, et la réponse à l'échelon mesuré.

La figure IV-7 donne les comparaisons pour les expériences 1.1 à 1.3

La figure IV-8 donne les comparaisons pour les expériences 2.1 à 2.3

Les figures IV-17 et IV-18 donnent les comparaisons pour l'expérience où le point de fonctionnement varie.

La figure IV-13 compare les réponses à l'échelon modèle-système, quand le modèle a été soumis à plusieurs entrées simultanément pendant l'identification.

On constate que la réponse du système n'est pas la même pour un échelon positif ou négatif autour du point de fonctionnement.

La vanne de sortie présente une résistance au débit et ce débit est une fonction du niveau. La constante de temps et le gain sont donc une fonction du point d'opération.

Si le niveau augmente, la constante de temps augmente aussi.

Ceci explique la différence entre sortie simulée et mesurée, dans les cas où les échelons ont une amplitude appréciable.

- Mémoire nécessaire : (Fig. 3.1)

La mémoire nécessaire à l'algorithme MCGR est plus de 5 fois plus importante que pour l'algorithme d'A.S.

Si le nombre de boucles à identifier est important, la mémoire requise peut être trop grande par rapport à la taille de la mémoire disponible pour l'identification. Ceci peut déterminer le choix d'un algorithme.

- Opérations arithmétiques: (Fig. 3.1, 3.2)

Le pourcentage du temps que l'unité centrale peut être occupée dans les tâches d'identification détermine le choix d'un algorithme.

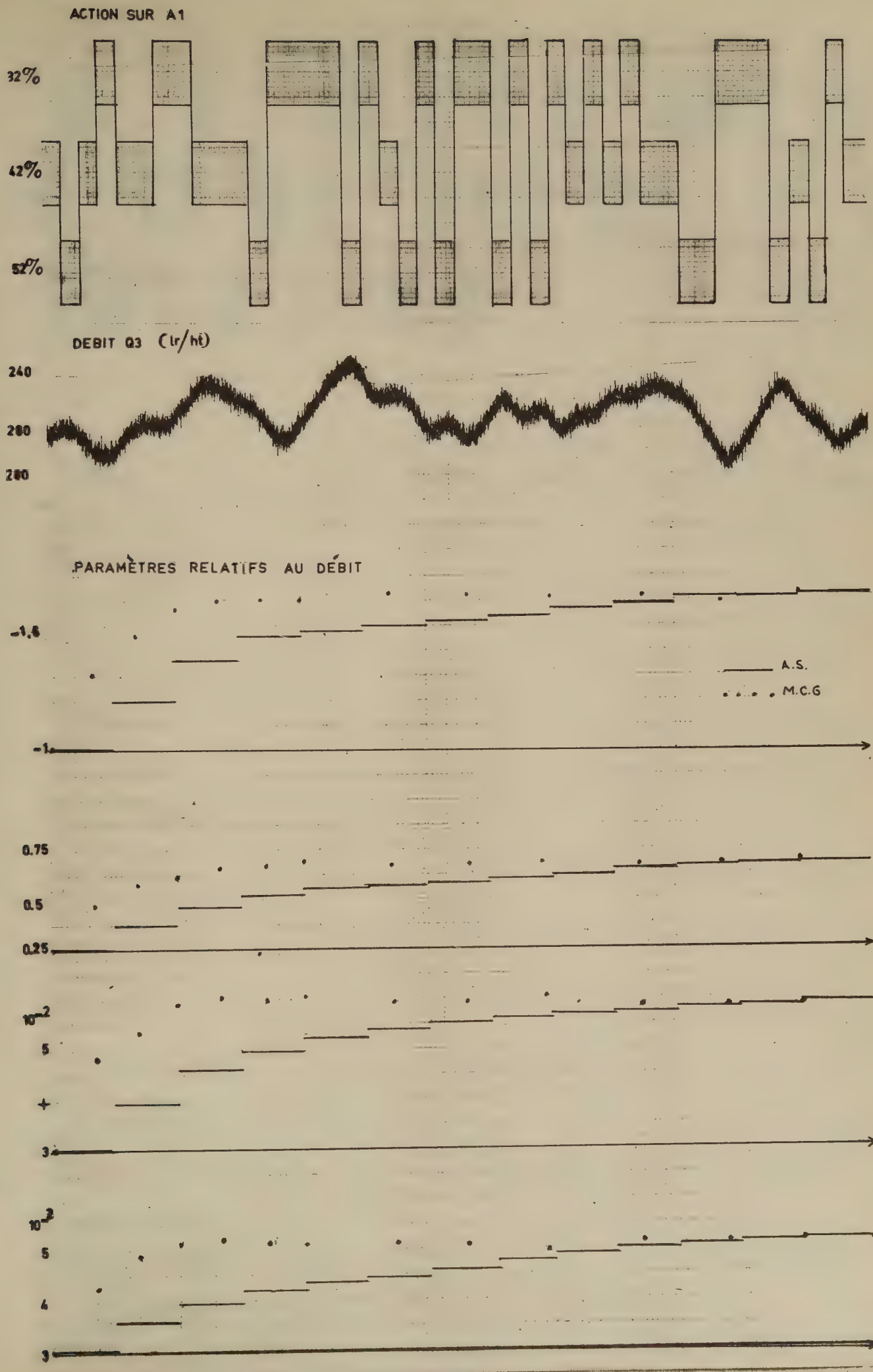
Si le nombre de paramètres à identifier est important, et le temps d'unité centrale est restreint, on peut être amené à choisir l'algorithme plus lent.

- Temps effectif de calcul (Fig. 3.3)

Le temps total que l'unité centrale est occupée à faire des calculs avant de converger est à peu près le même dans les deux cas. Avec l'algorithme de MCGR le

calculateur est occupé plus intensivement, mais moins longtemps. L'algorithme d'A.S. occupe l'unité centrale moins intensivement, mais pendant une période plus longue.

Le choix d'un algorithme sera fait en fonction du compromis vitesse de convergence-taux d'occupation des ressources du calculateur.


ACTION SUR A1
32%
42%
52%
DEBIT Q3 (lr/ht)
240
280
280
PARAMÈTRES RELATIFS AU DÉBIT
-1,5
-1
A.S.
M.C.G
0.75
0.5
0.25
10⁻²
5
+
3
10⁻³
5
4
3

ACTION SUR A2

47%

57%

67%

2.5mm/min

DEBIT Q3 lt/hr

240

260

280

PARAMÈTRES RELATIFS AU DÉBIT

.75

.5

.25

1

0.75

0.5

0.25

10^{-2}

5

4

3

2

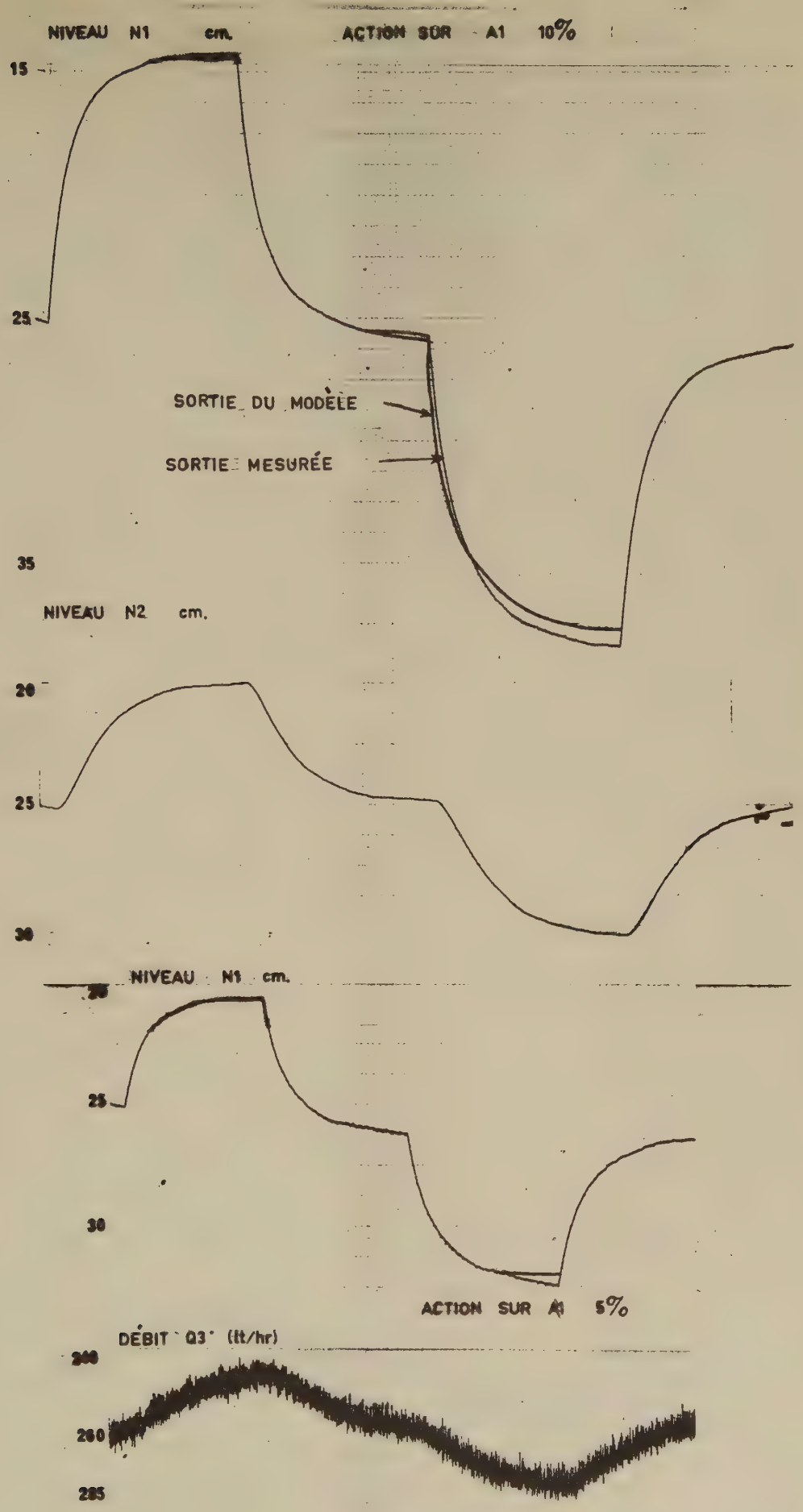
10^{-2}

5

4

3

2


NIVEAU N1 cm.
ACTION SUR A1 10%
15
25
SORTIE DU MODÈLE
SORTIE MESURÉE
35
NIVEAU N2 cm.
20
25
30
NIVEAU N1 cm.
25
30
ACTION SUR A1 5%
DÉBIT Q3 (lt/hr)
280
285

NIVEAU N1 cm.
ACTION SUR A2 10%
20
25
30
NIVEAU N2 cm.
15
25
35
NIVEAU N1 cm.
22.5
25
27.5
DÉBIT Q3 (lt/hr)
ACTION SUR A2 5%
240
260
280

FIGURE IV-8

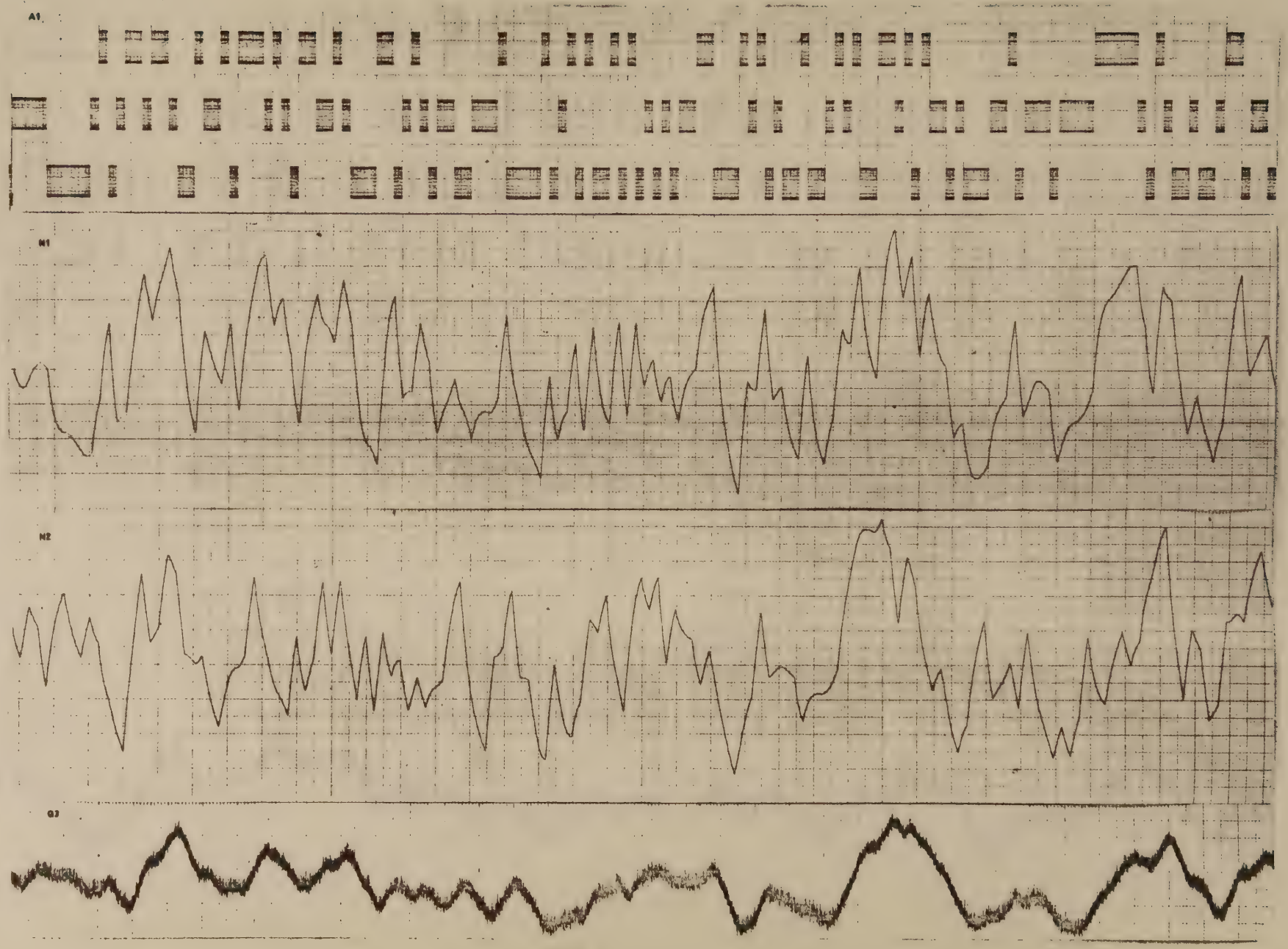


FIGURE IV-9

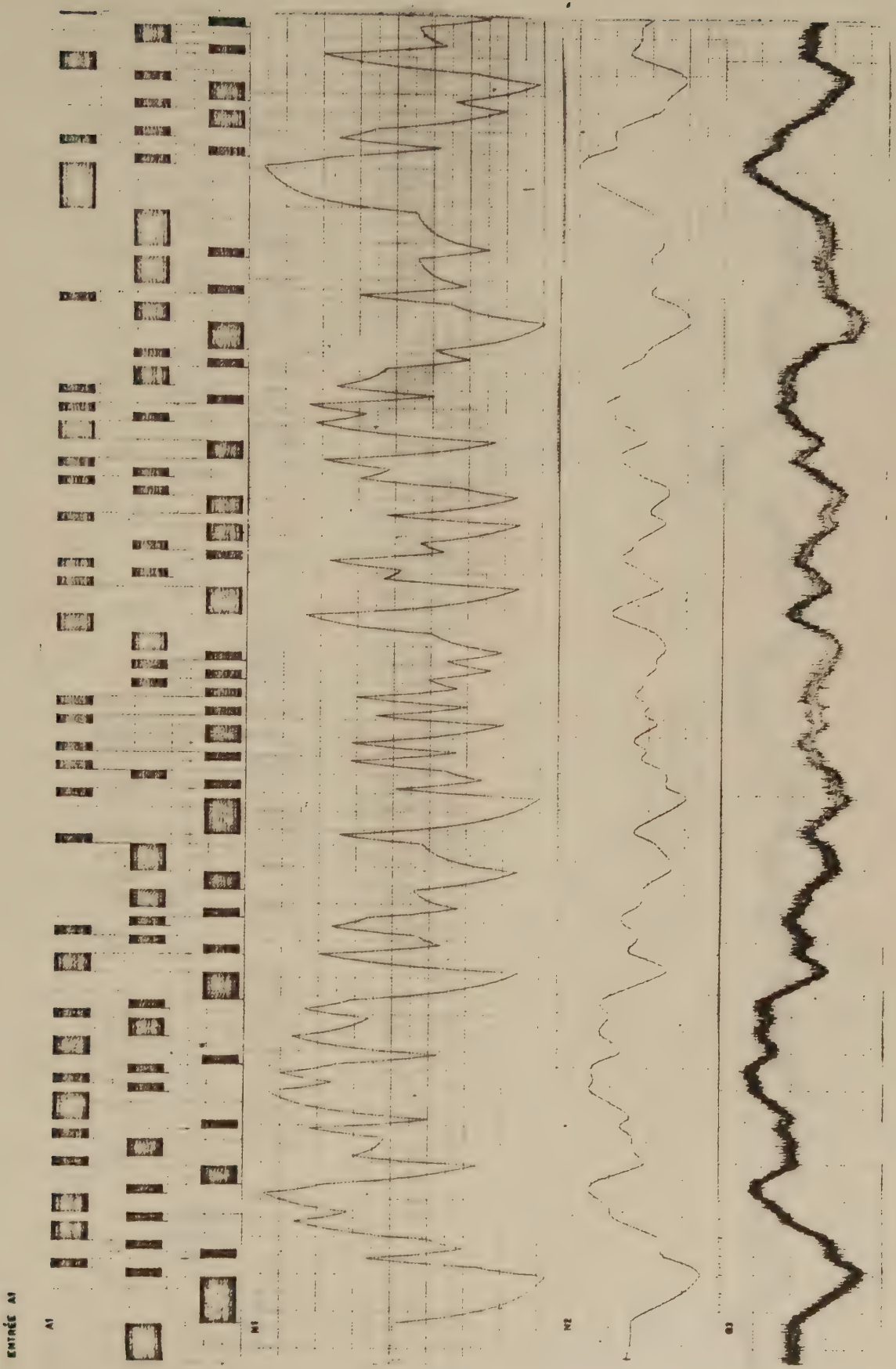


FIGURE IV-10

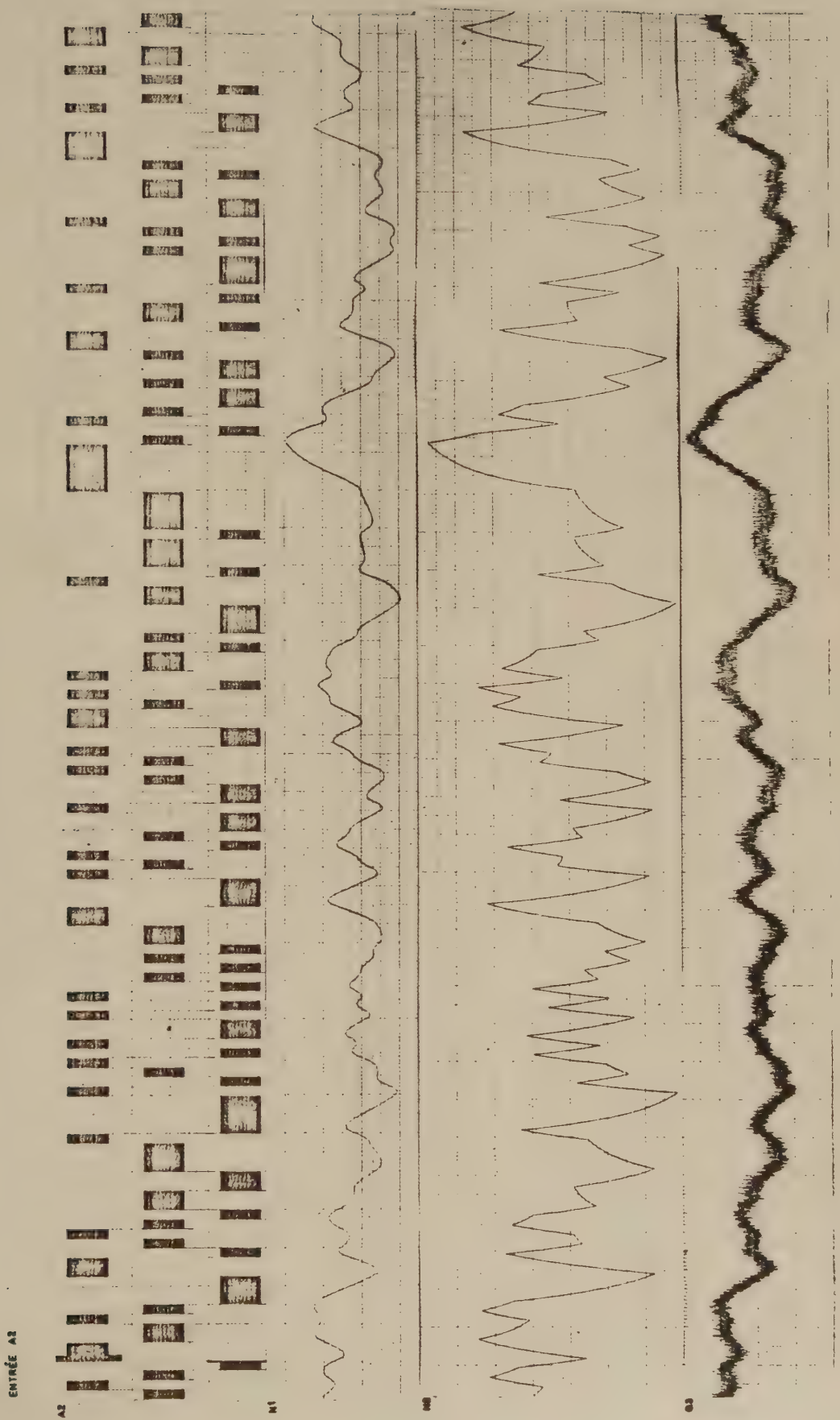


FIGURE IV-11

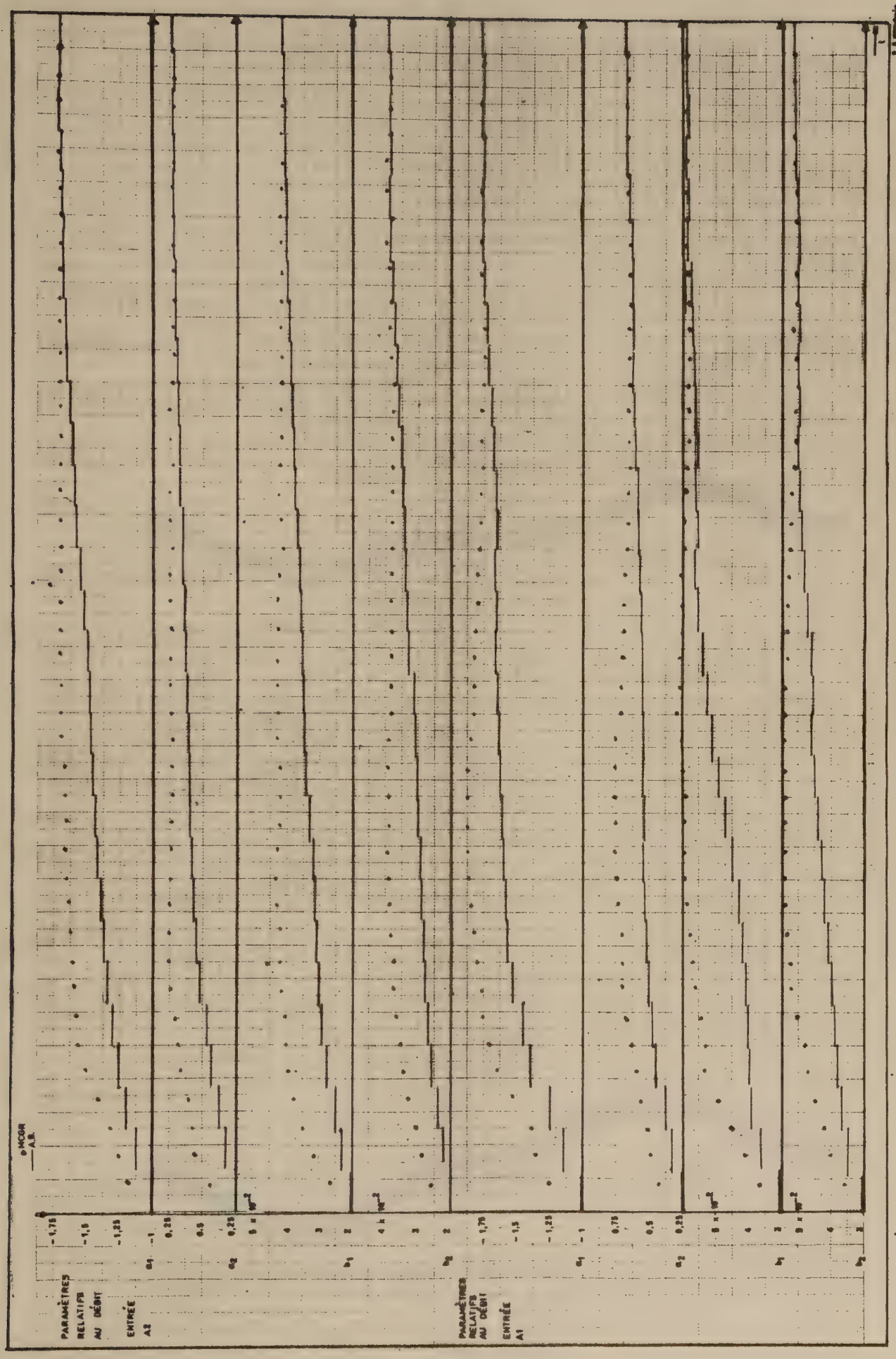

MCGR
A.B.
PARAMÈTRES RELATIFS AU DÉBIT
ENTRÉE A2
ENTRÉE A1
2.5 m³/min

FIGURE IV-12

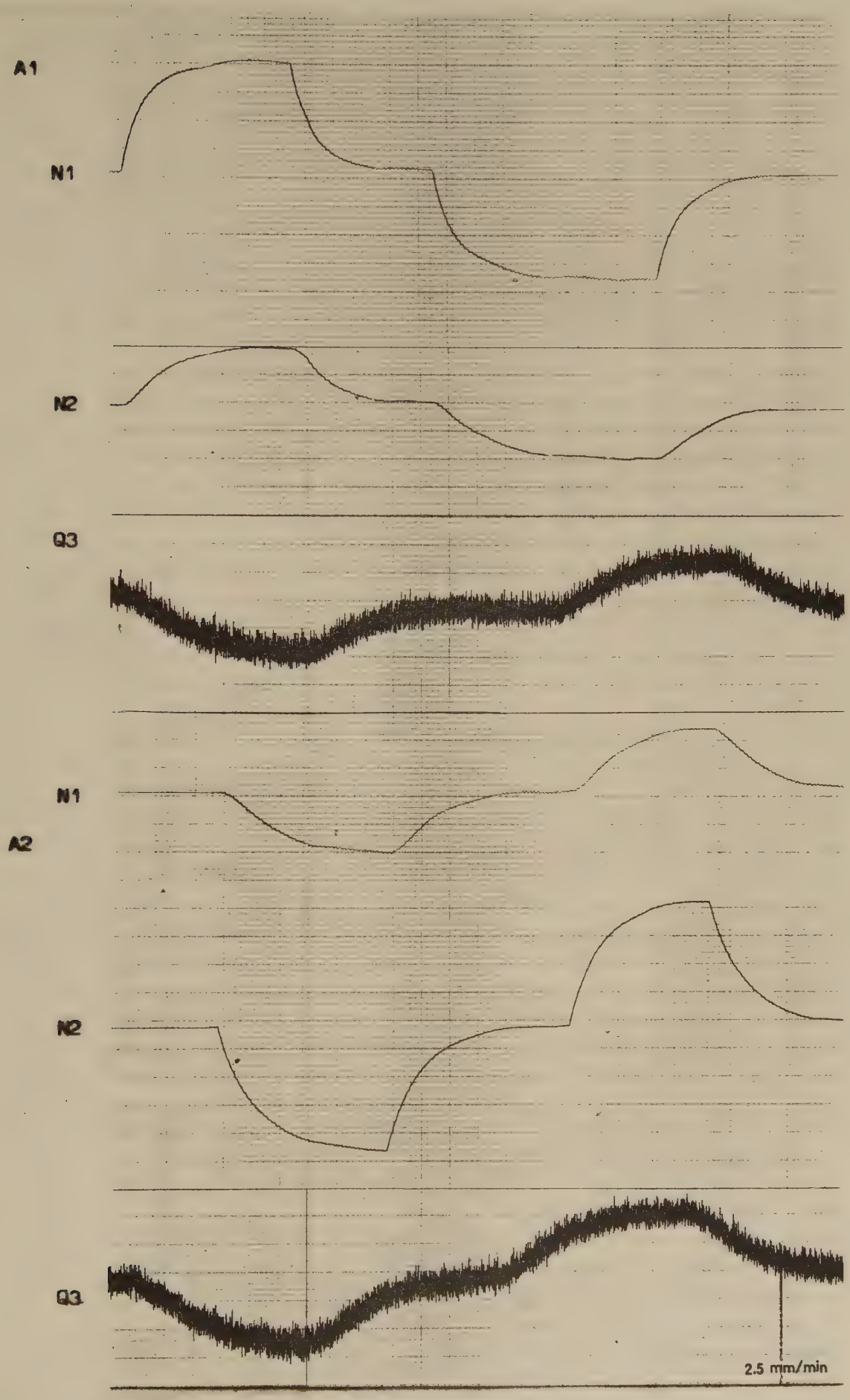


FIG. IV-13

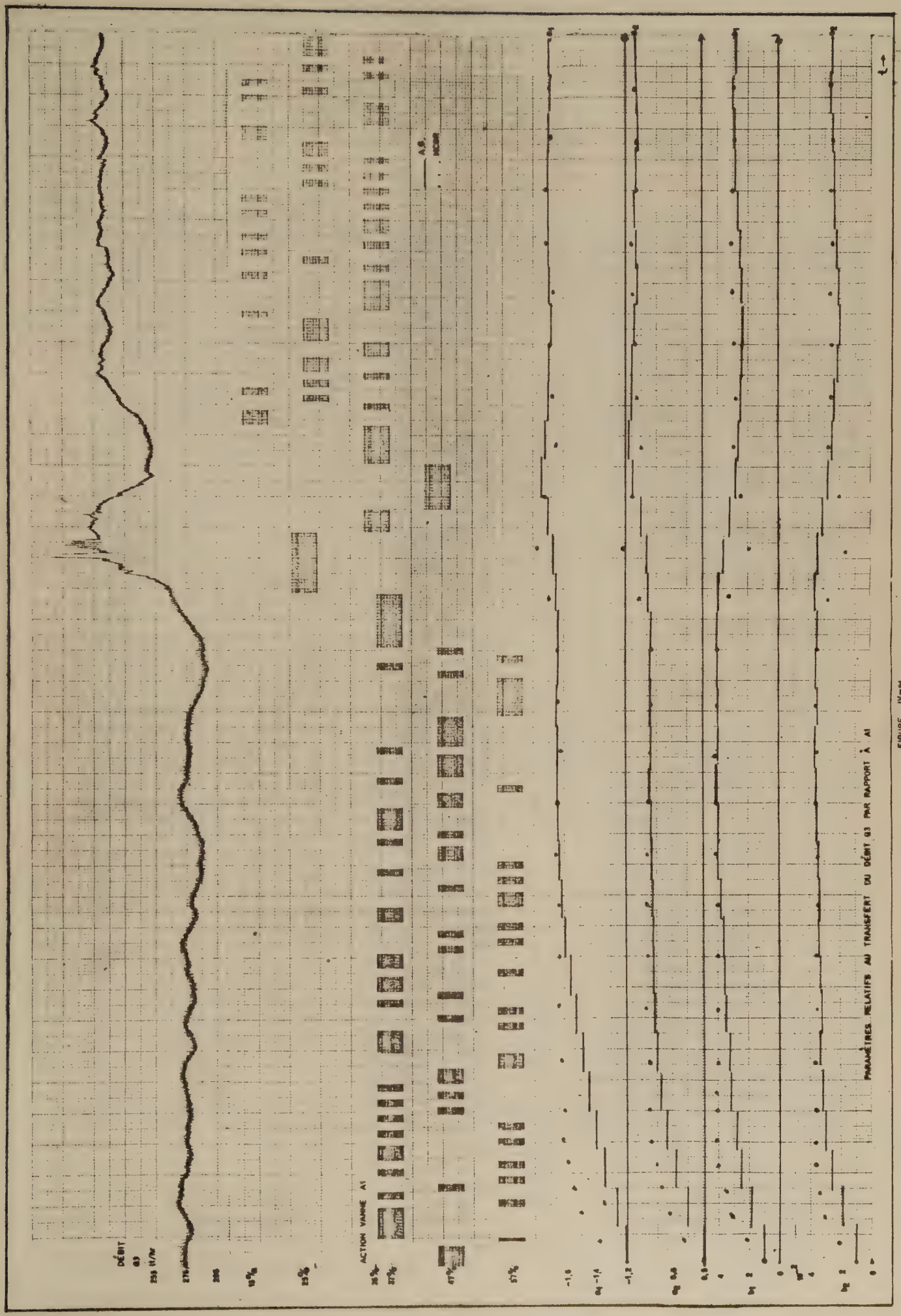


FIGURE IV-14 PARAMÈTRES RELATIFS AU TRANSFERT DU DÉBIT Q3 PAR RAPPORT À A1

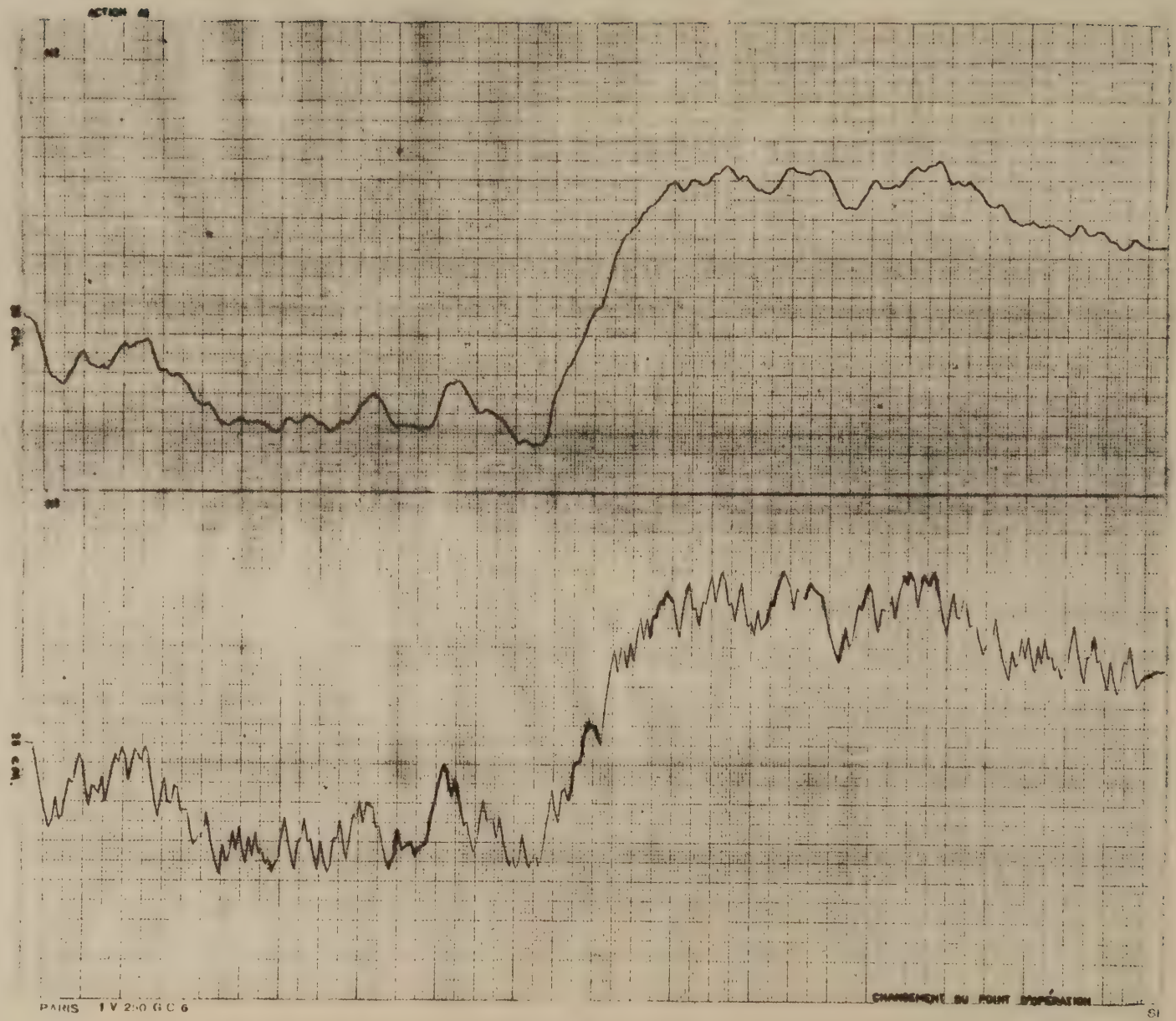
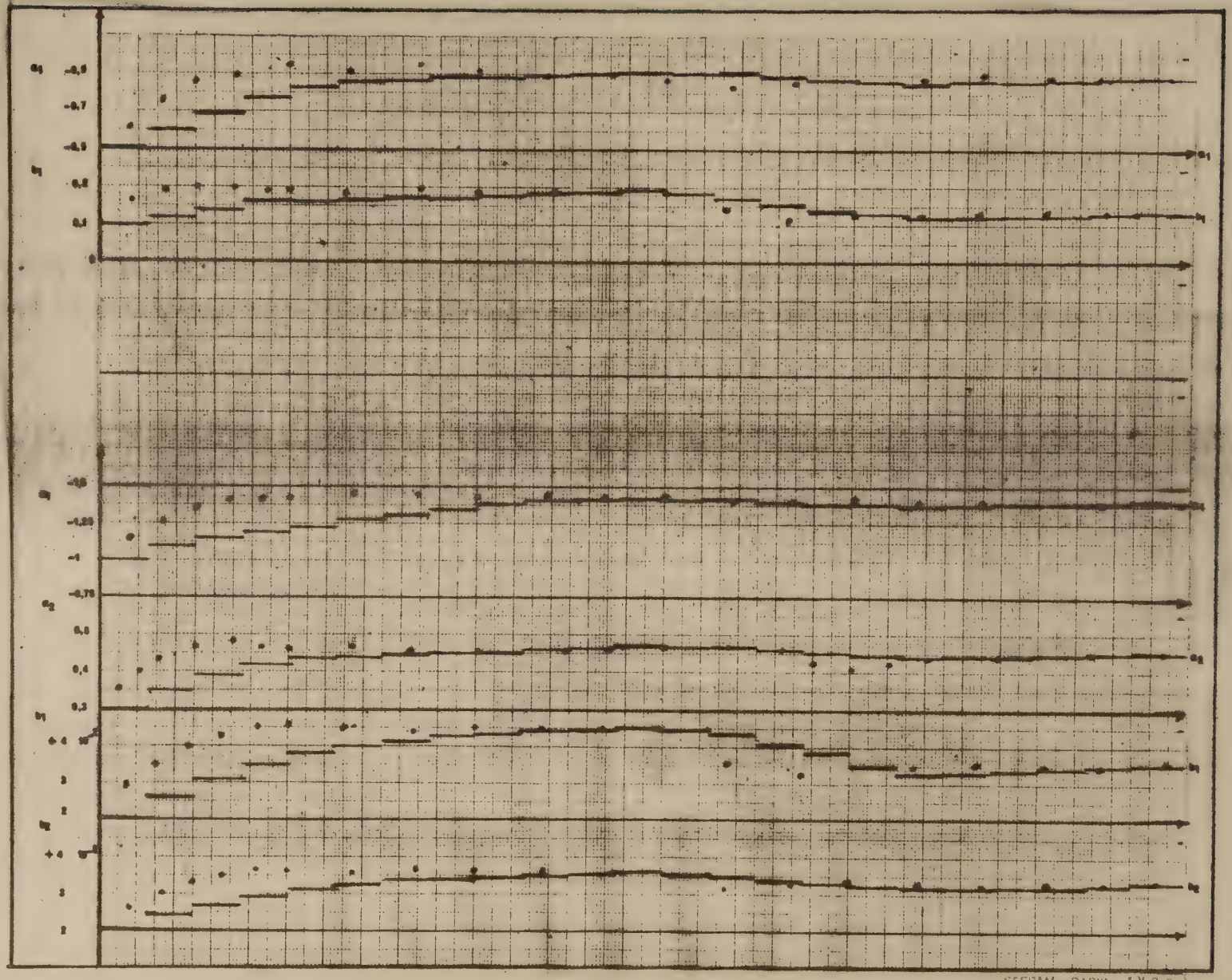


FIGURE IV-16



SEDRAM - PARIS

FIGURE IV-28

PARAMÈTRES RELATIFS À
M1 et M2
ACTION

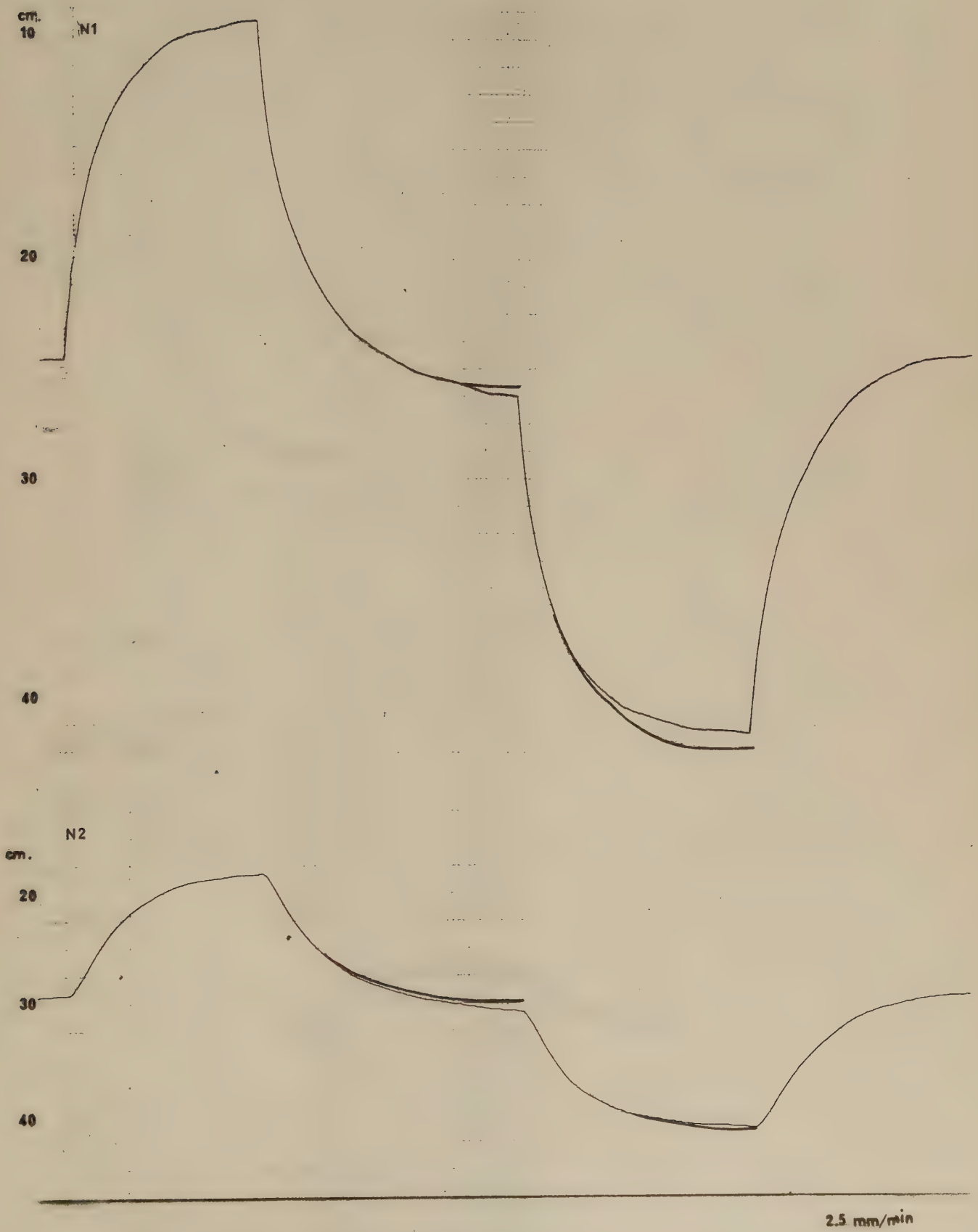
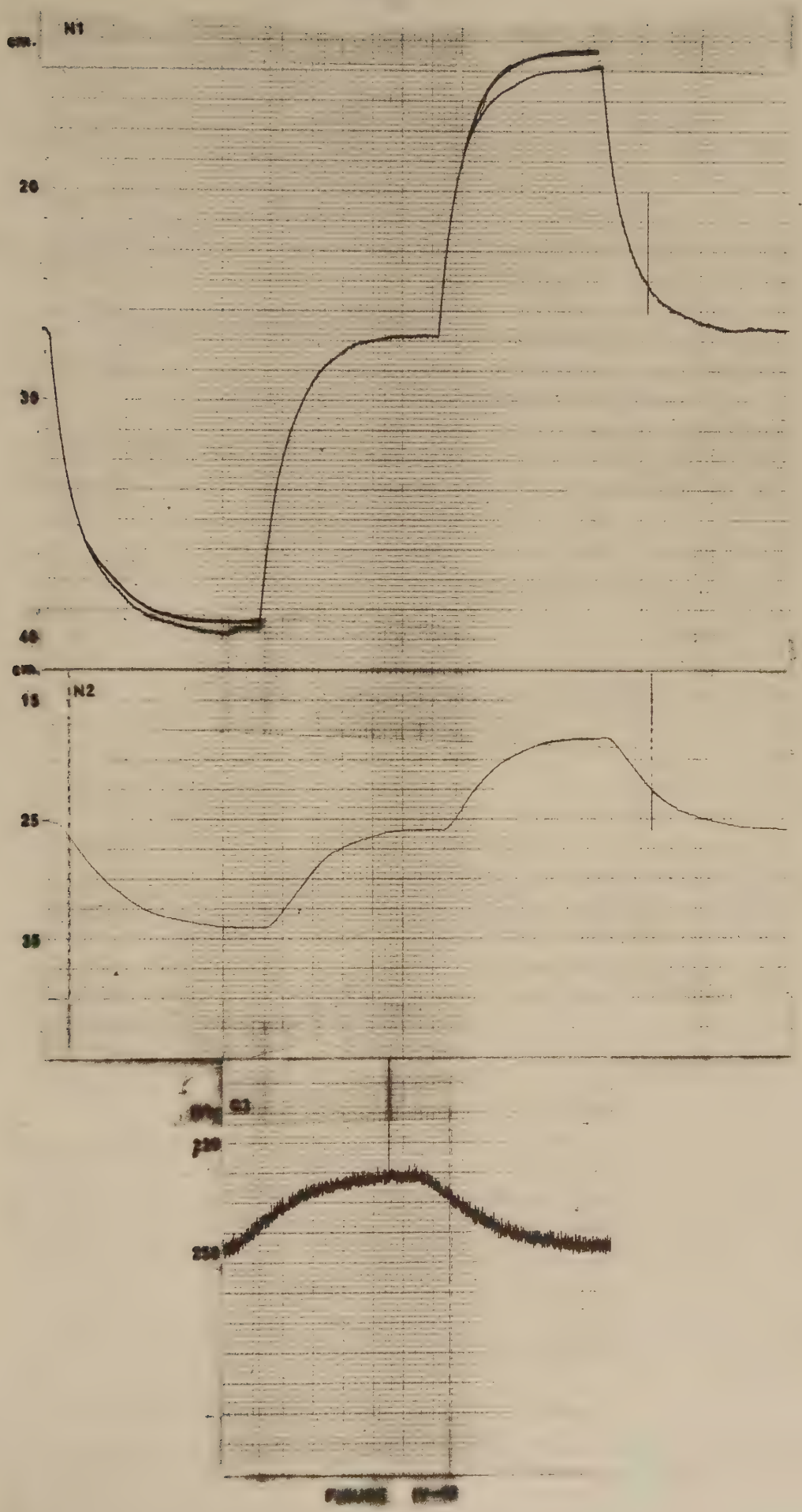


FIGURE IV-17


cm.
N1
20
30
40
cm.
15
N2
25
35

CHAPITRE V

MISE EN OEUVRE TEMPS REEL

1. INTRODUCTION

1.1 Problèmes de mise en oeuvre

Pour effectuer une identification en temps réel avec un calculateur numérique, il faut résoudre plusieurs problèmes :

- acquisition des mesures,
- traitement périodique de ces mesures (algorithme d'identification
- dialogue opérateur-système :
  - . introduction des données,
  - . ordres de commande (déclenchement-arrêt),
  - . sortie de résultats.

C'est essentiellement un problème de programmation : il est nécessaire d'avoir un superviseur, un moniteur entrées-sorties, etc ..., pour pouvoir effectuer les différentes tâches.

1.2 Choix de COPRES

- Fonctions

  COPRES est un ensemble de programmes d'application de la chaîne numérique d'automatisme T2000 qui assure les fonctions suivantes :

  - . acquisition des mesures,
  - . traitement de ces mesures,
  - . surveillance de ces mesures,
  - . calcul des commandes à appliquer au processus,
  - . dialogue opérateur.

- Organisation

  COPRES est organisé en modules de service qui travaillent sur données. Ces données contiennent en particulier l'enchaînement d'une suite d'algorithmes élémentaires à effectuer sur chaque mesure, ou ensemble de mesures.

  L'algorithme d'identification en temps réel sera un de ces algorithmes élémentaires appelés traitements élémentaires.

- Avantages de COPRES

  L'utilisateur n'a pas besoin de connaissances précises de programmation. La génération du système n'utilise que des données physiques propres au processus, fournies en un langage utilisateu De cette manière le dialogue utilisateur (automaticien, ingénieur process, opérateur) système se fait facilement, réduisant consi-

2. COPRES

2.1 Organisation générale

Les programmes d'application constituent un ensemble de programmes modulaires :

a) SUPROS, est un programme superviseur temps réel. Il est chargé de gérer :

- les interruptions prioritaires,
- les moniteurs spécialisés qui contrôlent les entrées-sorties conventionnelles et industrielles,
- les autres travaux décrits ci-dessous.

b) COPRES MESURE est un ensemble chargé de l'acquisition, du traitement et de la surveillance des mesures.

c) COPRES COMMANDE est un ensemble chargé de l'acquisition de la commande des actions vers le processus.

d) Des programmes de service réalisent les fonctions de dialogue opérateur-système : édition de journaux, gestion de pupitre-opérateur et des modifications de structure de commande.

e) Les programmes d'aide à la conception de la structure de commande.

f) Les travaux propres à l'utilisateur.

2.2 SUPROS

Le calculateur est l'organe central du système d'automatisation : toutes les fonctions de l'automatisme seront donc réalisées par des programmes, appelés encore travaux.

Exemple de travaux :

- Frappe d'un journal,
- Scrutation d'un groupe de voies de mesures,
- Visualisation d'une grandeur sur pupitre.

On distingue trois types de travaux :

- Les travaux de type I,
- Les travaux de type II,
- Les travaux de fond.

Travail de type I

C'est un travail déclenché par un appel prioritaire, et qui se déroule sous le niveau de priorité "Hardware" correspondant. Les fonctions réalisées par ces travaux seront généralement :

- Reconnaissance de l'appel prioritaire,
- Tri et lancement des travaux correspondant aux sous-niveaux (priorités software).

Travail de type II

C'est un travail auquel est attachée une priorité programmée et qui sera lancé par un travail de type I ou un autre travail de type II. Chaque travail de type II peut prendre cinq états :

actif,
interrompu,
en attente,
inhibé,
non actif

- Etat actif :

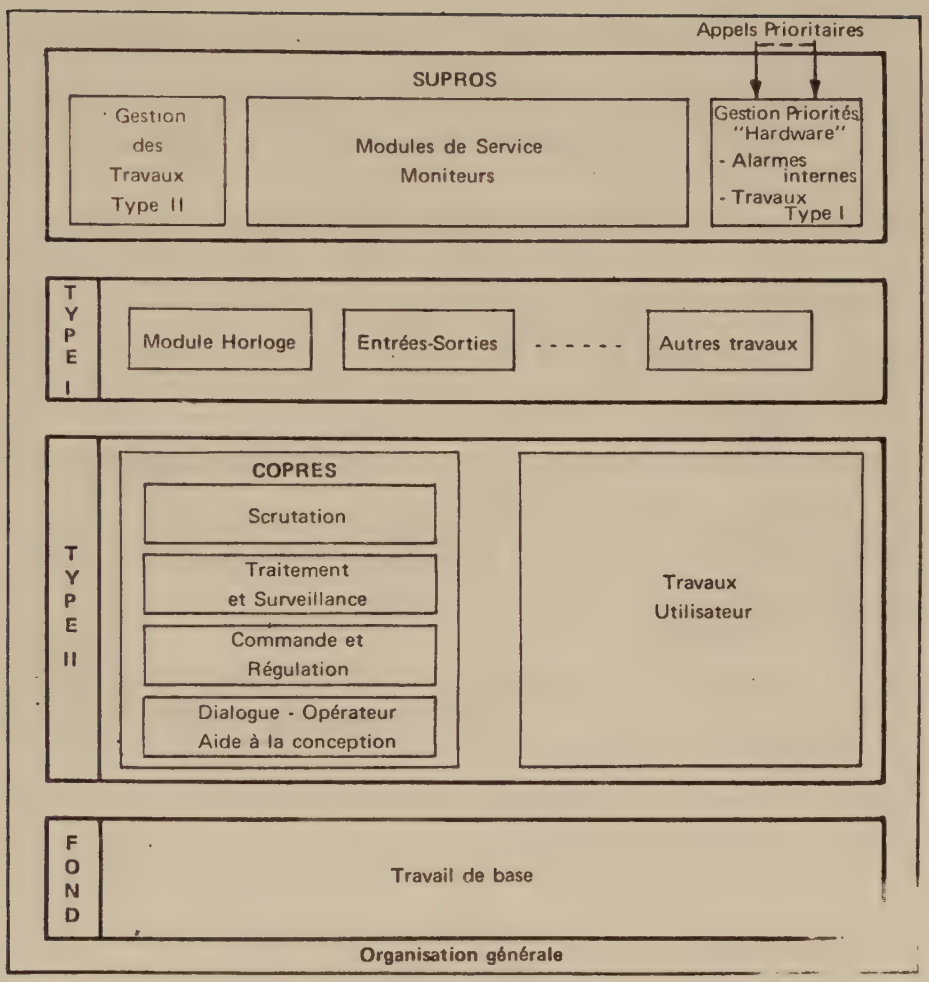
  Le travail est en cours d'exécution.

- Etat interrompu :

  Un travail de type I a demandé l'exécution d'un travail de type II ayant une priorité supérieure au travail interrompu : l'exécution de ce dernier sera reprise dès que le travail plus prioritaire sera terminé ou en attente.

- Etat d'attente :

  Le travail sera en attente lorsqu'il aura demandé l'exécution d'une fonction longue (par exemple : attente d'une fin de conversion analogique numérique pour le travail de scrutation des voies de mesures).



Organisation générale

- Etat inhibé

  Tant que le travail ne sera pas de nouveau validé, toute demande de ce travail ne sera pas honorée mais mémorisée : elle sera prise en compte à l'instant de validation.

- Etat non-actif

  Une demande d'exécution a été faite pour ce travail, elle sera prise en compte dès que tous les travaux de priorité supérieure seront terminés ou en attente.

Travail de Fond

C'est un travail analogique au type II, mais il n'a aucune priorité il sera exécuté dès que tous les travaux de type II seront terminés ou en attente.

SUPROS réalise :

- La gestion des priorités "Hard", c'est-à-dire gestion de travaux de type I,
- La gestion des priorités "Soft", c'est-à-dire gestion de travaux de type II.

Pour cela SUPROS comporte :

- Des tables, contenant les zones de sauvegarde, les points d'entrées, et les informations d'état relatives aux divers travaux.
- Des modules de service, qui assurent les enchaînements de travaux.
- Des moniteurs spécialisés, assurant le contrôle des périphériques conventionnels et industriels.

2.3 COPRES MESURE

L'organisation est donnée sur le schéma suivant.

Nous y retrouvons :

- un noyau composé d'un moniteur spécialisé de scrutation, d'un interpréteur, des tables appelées "standard" et "capteurs", et d'une bibliothèque de programmes particuliers,
- les cartes de voie, qui sont des tables contenant toutes les informations relatives à une voie de mesure.

Le travail utilisateur se réduit à :

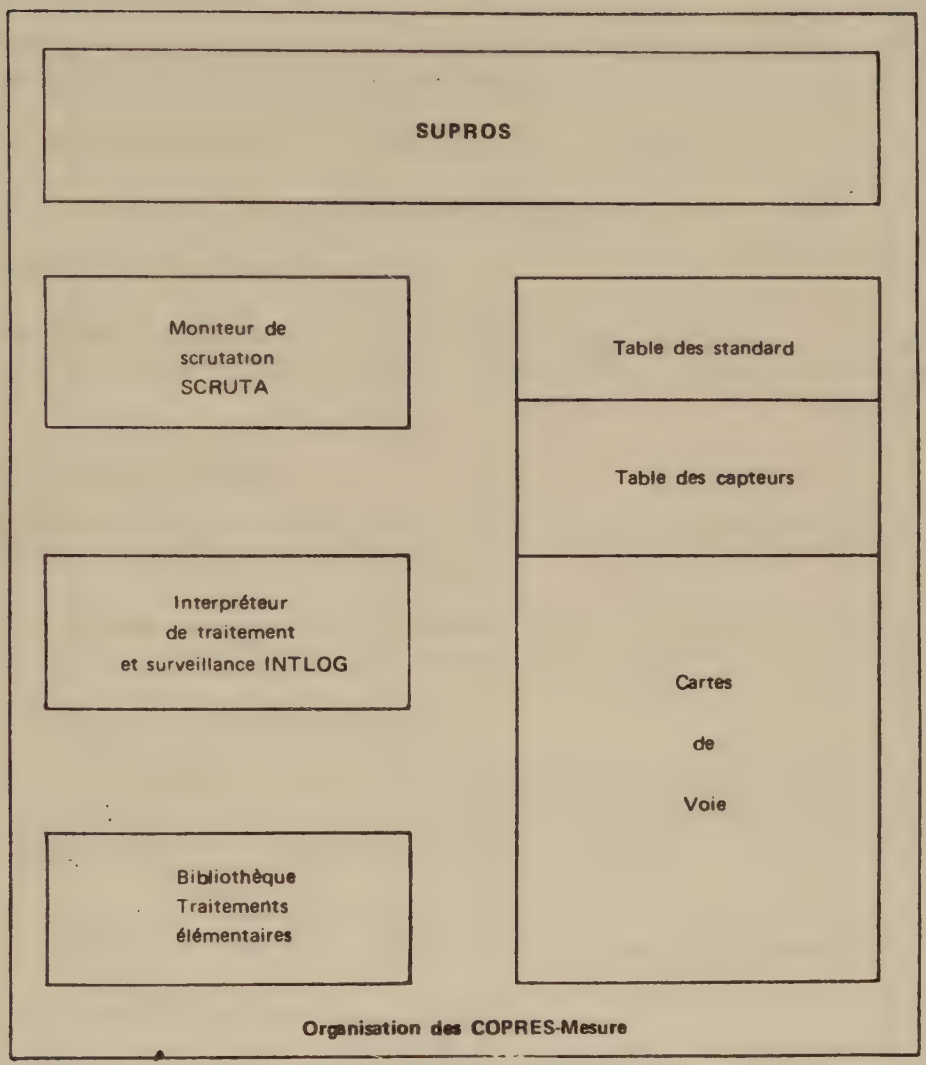
- définir le type de chaîne de mesure utilisée,
- composer les tables "standard" et "capteurs" en remplissant des formulaires standard,
- composer la bibliothèque des traitements standard élémentaires à effectuer sur les différentes voies de mesures,
- composer "les cartes de voie".

La table "standard d'échelle" contient les valeurs minimales et maximales, dans la convention du convertisseur Δ - N, qui peuvent prendre les mesures. Elles sont utilisées pour les mises à l'échelle.

Les tables "capteurs" sont utilisées par les programmes de conversion, et par certains traitements élémentaires. Il existe une table par capteur, et chaque table est constituée par les valeurs minimales et maximales de la mesure en unités physiques, de la valeur d'hystérésis à utiliser dans la recherche des dépassements de seuil, et éventuellement d'une table abcisses et une table ordonnées pour linéarisation à plusieurs segments.

La bibliothèque contient les programmes de traitement tels que :

- Correction : mise à l'échelle, linéarisation à segments ou polynômiale, soudure froide, racine carrée, filtrage numérique,
- Surveillance du bon fonctionnement du capteur par rapport à plusieurs seuils hauts ou bas, de la vitesse d'évolution,
- Empilement des alarmes pour édition différée,
- Autres traitements, en particulier définition des mesures fictives. Une mesure fictive est une grandeur à laquelle ne correspond pas un capteur réel, mais qui est calculée à partir d'une ou de plusieurs mesures réelles.



Organisation des COPRES-Mesure

Les cartes des voies groupent :

- indicateur de mesure corrigée, indicateur de défauts : capteurs, seuil, gradient, indicateur d'états de la voie : surveillance, inhibition, initialisations, régulation,

- numéro de table capteur, numéro de standard d'échelle, position de la virgule, unité physique employée,

- le libellé qui sert à identifier la voie,

- adresse relais, pour la commutation,

- indicateurs de traitements,

- paramètres utilisés par les traitements spécifiés auparavant. L'interpréteur se sert des tables pour gérer les exécutions.

2.4 COPRES COMMANDE

L'organisation est semblable à celle de COPRES MESURE, elle est schématisée à continuation.

Ces deux ensembles de programmes sont disjoints, cependant, l'utilisation de COPRES COMMANDE nécessite celle de COPRES MESURE.

Sur le schéma, on retrouve :

- un noyau, composé d'un ou de plusieurs moniteurs spécialisés de gestion des sorties analogiques, d'un interpréteur et d'une bibliothèque de programmes particuliers,

- les cartes de branches qui sont des tables contenant toutes les informations relatives à la structure de commande.

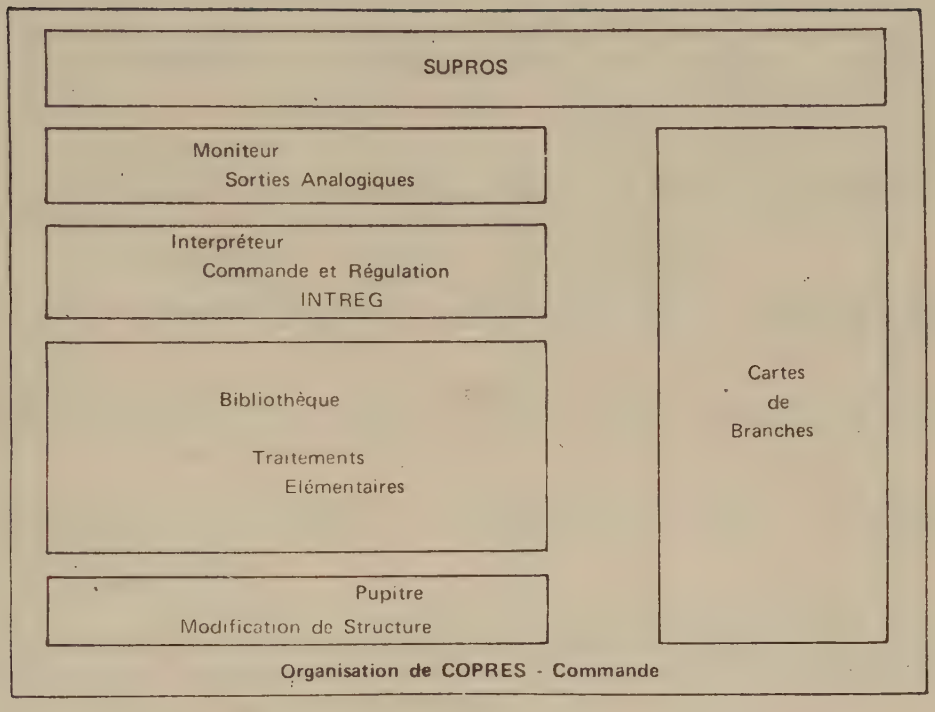
Le travail utilisateur se réduit à :

- définir le système de sorties analogiques utilisé afin d'adapter les moniteurs spécialisés,

- composer la bibliothèque avec les traitements nécessaires à son installation,

- remplir les cartes de branches.

Les deux premières tâches se font à la conception du système, comme pour COPRES MESURE, alors que la composition des cartes de branches se fait en cours d'exploitation.



Organisation de COPRES - Commande

Des fiches techniques de description symbolique sont utilisées, ce qui dispense l'opérateur de toute connaissance en programmation.

Les sorties analogiques

Dans la partie MESURES, le système d'automatisation ne renvoie aucune information vers le processus, si ce n'est des signaux tout-ou-rien d'alarmes.

La mise en oeuvre de la partie "COMMANDE" nécessite un échange de signaux du système vers le processus. Ces signaux constituent des commandes :

- d'actions (RND),
- de points de consigne de régulateurs locaux (commande en supervision),
- d'entrées d'organes de calcul analogique.

Le système considéré (T2000) dispose de deux types de sorties analogiques :

- les convertisseurs N-A précis et rapides, mais qui ne disposent pas de secours,

- les stations de transfert, commandées par un contrôleur.

  Elles ont deux rôles :

  . réaliser la liaison calculateur-processus,
  . réaliser le secours en cas d'indisponibilité du calculateur.

Bibliothèque des traitements élémentaires

Nous y retrouvons des algorithmes de :

- calcul arithmétique,
- correction (ou de régulation),
- génération des signaux,
- analyse de signaux,
- sortie.

L'utilisateur choisit dans la bibliothèque les traitements dont il a besoin ; il peut en créer lui-même et les adjoindre à sa bibliothèque, à condition de respecter certaines règles de syntaxe.

Un traitement élémentaire a une ou deux entrées, E1 et E2 et une sortie S qui sont reliées par un algorithme dont l'initialisation est spécifiée.

Un traitement est identifié par un libellé de trois lettres et un numéro. Le libellé est utilisé pour le dialogue avec l'opérateur, alors que le numéro est utilisé par l'interpréteur INTREG.

Celui-ci comporte une table ayant au maximum 128 cases de 4 mots mémoire :

- l'adresse du programme,
- le nombre de données et le nombre de paramètres accessibles,
- l'adresse de la table des paramètres utilisés par le traitement,
- le libellé (trois lettres).

Les programmes travaillent avec des informations qui sont rangées dans les cartes de branches ; l'interpréteur donne l'adresse de ces informations dans un pointeur PREG et les valeurs des entrées dans deux pseudo-accumulateurs ENT1 et ENT2.

Ces informations, appelées données, rangées dans une suite de mots-mémoire, contiennent :

- les paramètres (jusqu'à 31),
- les mémoires de travail,
- la valeur de sortie.

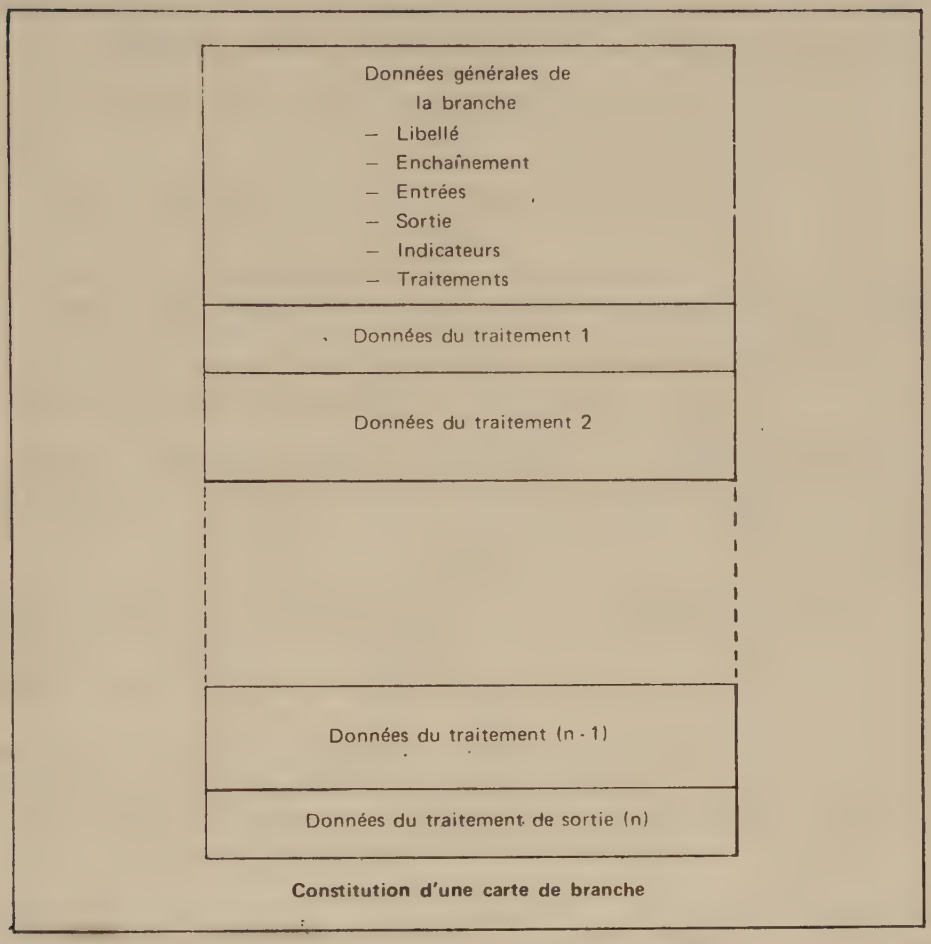
Pour un exemple, consulter la carte branche correspondante au traitement ESP.

La table des paramètres associés à un traitement est utilisée uniquement pour le dialogue opérateur-système. Elle contient les informations suivantes :

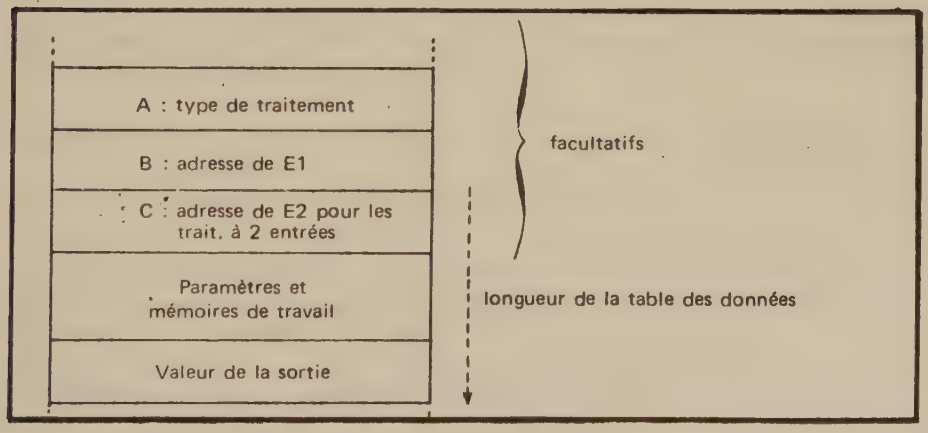
- place du paramètre dans la table des données,
- cadrage binaire de la valeur,
- position virgule à l'affichage,
- unité physique,
- paramètre modifiable,
- paramètre positif ou nul.

Parmi les traitements élémentaires, il faut mentionner les algorithmes de sortie : ils peuvent avoir une ou deux entrées, mais leur sortie est communiquée aux moniteurs de gestion des sortie analogiques.

Les traitements élémentaires sont exécutés sous le contrôle de l'interpréteur INTREG ; mais ils peuvent commander eux-mêmes des travaux de priorité inférieure, qui se dérouleront alors sous le contrôle du superviseur SUPROS : ce sera le cas pour les traitements d'analyse, qui se divisent en deux parties : une d'acquisition et une autre de calcul (voir exemple ESP).



Constitution d'une carte de branche



Structure générale **des données** pour un traitement

Les branches sont des ensembles qui regroupent au maximum 15 traitements élémentaires : ces ensembles correspondent généralement à une fonction de commande bien définie : par exemple une boucle RND.

A chaque branche identifiée par un libellé est associée une "carte de branche".

C'est une suite de mots-mémoire contenant :

- des informations relatives à l'exécution,
- des informations précisant les relations entre la branche et le reste du système,
- des informations sur les traitements élémentaires la composant,
- les données de ces traitements élémentaires.

L'enchaînement des traitements élémentaires se fait suivant une grille qui est prédéfinie par l'utilisateur lorsqu'il compose sa bibliothèque.

A l'exécution les traitements sont effectués séquentiellement, et leur rang d'exécution est utilisé pour les identifier.

Leur entrée 1 peut être :

- soit la sortie du traitement précédent,
- soit la sortie d'un autre traitement de la branche,
- l'une des entrées de la branche, ou des branches amont,
- une des sorties des traitements de la branche amont.

Dans le cas où l'entrée 1 n'est pas la sortie du traitement précédent (ou égale à la consigne pour le traitement de rang 1), le traitement est dit dépendant et l'adresse de l'entrée 1 est alors donnée dans le mot B des données.

Pour les traitements à 2 entrées, l'adresse de la deuxième entrée est contenue dans le mot C des données.

Un seul traitement de sortie peut être utilisé dans une branche.

Les entrées d'une branche peuvent être :

- une consigne, associée à deux seuils, accessibles à l'opérateur,
- trois mesures, dont une est dite principale; c'est le lien entre COPRES MESURE et COPRES COMMANDE,
- deux branches amont : la branche peut utiliser les données provenant de deux branches, qui seront alors appelées "amont".

Les sorties peuvent être :

- soit une station de transfert,
- soit la consigne d'une branche dite "esclave", la branche elle-même sera appelée "maître".

Les états d'une branche

Chaque branche peut avoir quatre états qui sont :

- AR : Etat arrêt : la branche existe mais elle n'est pas exécutée,
- A : Etat automatique : tous les traitements sont exécutés,
- M : Etat manuel : seul le traitement de sortie est exécuté ; l'opérateur a la possibilité de modifier la sortie commandée par l'intermédiaire du pupitre opérateur : cette commande respecte toutes les contraintes imposées éventuellement dans l'algorithme de sortie (saturation de vitesse et/ou de position),
- CM : Etat calcul manuel : les algorithmes de calcul sont exécutés mais non appliqués à la sortie qui reste manuelle, comme dans l'état précédent.

La transition entre ces quatre états est commandée :

- par l'opérateur (pupitre),

- par l'interpréteur, qui commande le passage A → AR ou CM → M dès que :

  . il y a deux alarmes consécutives sur les mesures (défaut capteur),
  . une des branches amont n'est plus dans les états A ou CM,

- par l'interpréteur qui commande le passage A → AR, dès que la station de transfert passe en local, ou que la branche esclave n'est plus dans les états A ou CM,

- par l'interpréteur qui commande le passage AR → A, dès que toutes les conditions de passage à AR citées ci-dessus ont disparu et que la branche a son indicateur de "Reprise Automatique" à 1.

  Cet indicateur est accessible à partir du pupitre à l'opérateur qui peut le modifier.

Les programmes réalisant ces passages assurent les fonctions suivantes

- positionnement des indicateurs d'état,

- commande de la station de transfert concernée : en Secours si le passage de la branche est : (A, M, CM) → AP et en Non-Secours dans le cas inverse,

- impression d'un message indiquant l'heure, le libellé, le nouvel état, l'ancien état et l'origine du passage,

- le positionnement d'indicateurs d'initialisation pour les algorithme

Définition d'une branche

L'opérateur a simplement à remplir un jeu de fiches techniques.

Le programme de "modification en ligne" réalisera les demandes d'information en guide opérateur (appel-réponse) et transcodera directement les informations.

2.5 Dialogue opérateur-système

Le dialogue se fait par l'intermédiaire d'un pupitre qui comporte deux platines : une platine d'affichage et une platine de commande. Ces platines sont montées sur une console spéciale, soit sur le tableau général de l'installation.

Le pupitre opérateur est toujours associé au téléimprimeur de service c'est à partir de celui-ci que l'utilisateur peut modifier la structure de commande.

Les fonctions réalisées à partir du pupitre sont :

- Appel d'une branche (Permanente ou Temporaire) ou d'une voie de mesure par composition du libellé : ce libellé est visualisé en réponse, et les états de la branche ou de la voie sont visualisés sur des voyants. Si cette voie ou cette branche existe, quatre voyants donnent son état : scrutée, surveillée, régulée, défaut.

- Appel d'une grandeur relative à la voie ou à la branche appelée.

- Appel d'un traitement de la branche appelée par composition de son rang sur un clavier : le numéro (donc son type) est visualisé.

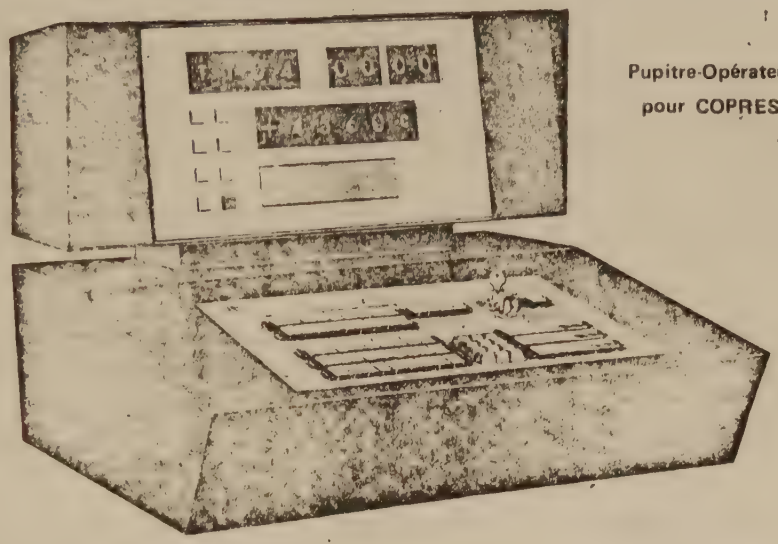
- Appel d'un paramètre, des entrées 1 ou 2 ou de la sortie du traitement appelé : la grandeur correspondante est alors visualisée (affichage éventuel en unités industrielles).

- Modification d'une grandeur : celle-ci doit être appelée. Elle sera donc visualisée. Ensuite l'opérateur affiche à l'aide du clavier la nouvelle valeur qu'il veut introduire et valide cette introduction. Des tests câblés et programmés peuvent interdire cette valeur ; si l'introduction a été effective, la nouvelle valeur est affichée.

- Modification de l'état d'une voie ou d'une branche : l'opérateur peut mettre en service ou supprimer la scrutation, la surveillance ou la régulation.

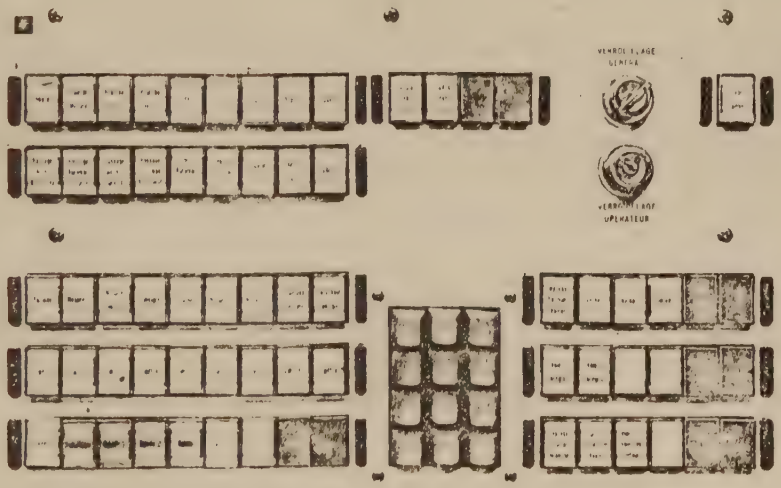
- Sortie pour enregistreur analogique banalisé : l'opérateur peut affecter à l'une des trois voies d'un enregistreur analogique, une grandeur de type évolutif : cette grandeur est la dernière qui a été appelée avant la validation "MARCHE" de la fonction.

ELEMECANIQUE ELECTRIQUE



Pupitre-Opérateur
pour COPRES

Platine de Commande



- Modification de l'indicateur "Reprise Automatique".

- Modification de l'indicateur banalisé "IND" relatif à la branche appelée. Cet indicateur est utilisé dans certains traitements (aiguillage, déclenchement de signaux, etc ...).

- Commandes d'impression diverses : l'opérateur peut déclencher, à partir du pupitre, plusieurs types d'impressions :

  . structure d'une branche,
  . structure aval d'une branche (la liste des branches utisant la branche appelée, comme branche amont),
  . impression des journaux périodiques, des grandeurs.

Avec le téléimprimeur de service la structure de commande peut être modifiée. Par une suite de messages "clefs" l'utilisateur peut effectuer :

- Un changement de groupe pour une branche : comme les voies de mesure, les branches sont rassemblées par groupe, auquel est affectée une période ; l'opérateur doit préciser le nouveau groupe et la branche précédente dans ce groupe (les branches sont exécutées séquentiellement à l'intérieur d'un groupe).

- Une création de branche (Permanente ou Temporaire) : cette création se fait en deux phases : l'une de définition et l'autre de mise en service, qui n'est effective que lorsque la première phase s'est déroulée correctement et que l'opérateur le décide.

- Une suppression de branche ; il faut alors que cette branche soit à l'arrêt "AR" et qu'elle n'ait aucune branche aval ni branche maître ; ces tests sont automatiques, et s'ils sont positifs, la carte de branche est effacée et les cartes de branches sont "tassées" afin de récupérer la place en mémoire (les adresses de liaison sont alors corrigées automatiquement). Deux suppressions ne peuvent être simultanées.

- Un passage branche temporaire-branche permanente : la branche temporaire devient permanente, alors que la permanente initiale est supprimée (les mêmes conditions que précédemment sont requises, en particulier, il ne faut pas que la temporaire utilise sa permanente comme branche amont).

Toutes ces modifications se font en ligne, sans que le système soit perturbé, sauf en ce qui concerne les branches modifiées.

3. TRAITEMENT ELEMENTAIRE D'IDENTIFICATION EN TEMPS REEL ESP

3.1 Rappel de la méthode AS

L'algorithme d'approximation stochastique a la forme suivante :

$$\hat{\underline{\theta}}(k+2n) = \hat{\underline{\theta}}(k-1) + \rho\left(\frac{2n+1}{k-1}\right) \underline{U}(k-1)\left[Z(k+2n) - \underline{U}(k-1)\,\hat{\underline{\theta}}(k-1)\right]$$

Avec :

- n ordre du modèle
- k indice temps
- $U(k-1) = (u_{k-1}, u_{k-2}, \ldots, u_{k-n-1})$
- u_k action à l'instant K
- Z sortie mesurée
- $\underline{\theta}$ vecteur de paramètres
- ρ fonction du temps

Cet algorithme est assuré par :

- un traitement ESP qui, à chaque période, réalise :
  - . un pré-traitement de deux informations u et z
  - . le lancement éventuel du programme de mise à jour(calculs arithmétiquesde l'algorithme)
  - . la gestion d'une file d'attente de demandes de mise à jour
- un travail de SUPROS qui est lancé sous le contrôle de ESP.

3.2 Module traitement élémentaire

Ce module a une structure indépendante de l'algorithme d'identification choisi.

Le module considéré a besoin d'un certain nombre de paramètres, stockés dans la carte branche correspondante. Ils sont fixés par l'opérateur avec le pupitre RND.

Les paramètres nécessaires sont :

- ordre du modèle discret à identifier N
- période d'échantillonnage du modèle discret, C3, exprimé en multipl de la période de base de la branche
- période de mise à jour du modèle M

Ces 3 paramètres fixent les conditions d'identification, et les résultats sont des paramètres visualisables.

Le traitement assure l'initialisation de l'algorithme (à la mise en route de la branche). Il met à zéro un certain nombre de paramètres, en particulier le compteur d'acquisition, l'indicateur de chargement de la file d'attente, etc ... (voir fig.3, CARTE BRANCHE).

A chaque période, le traitement effectue un pré-traitement de l'information d'entrée, qui consiste en une division de fréquence (période C3) et une gestion de deux tables (analogues à des lignes à retard).

Puis, en fonction de M et C3, ESP demande l'activation du travail de mise à jour (pour la méthode AS, M doit être égale à 2N+1) (voir figure 1).

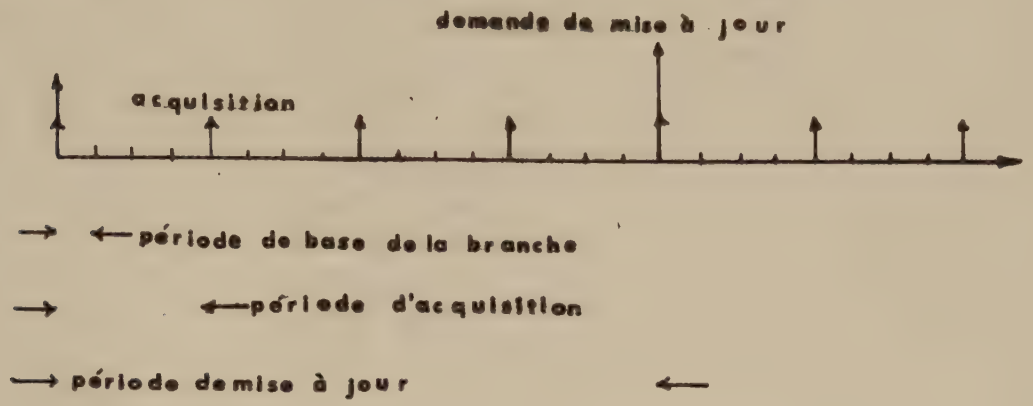
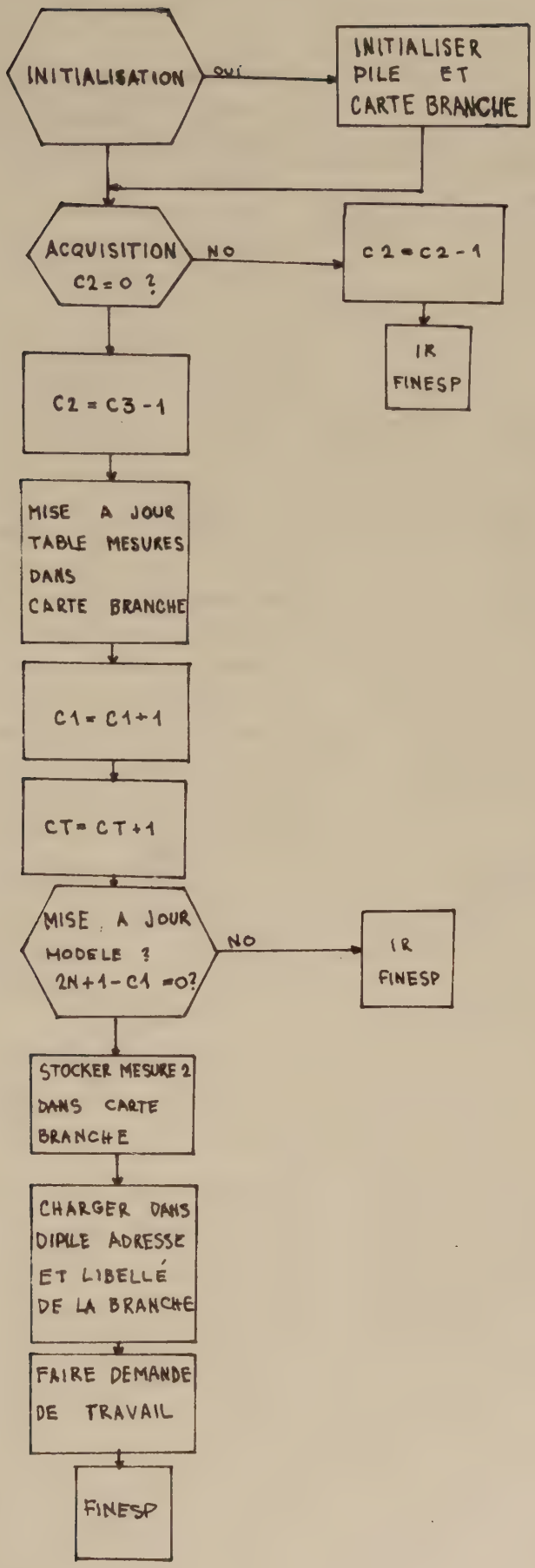


Figure 1

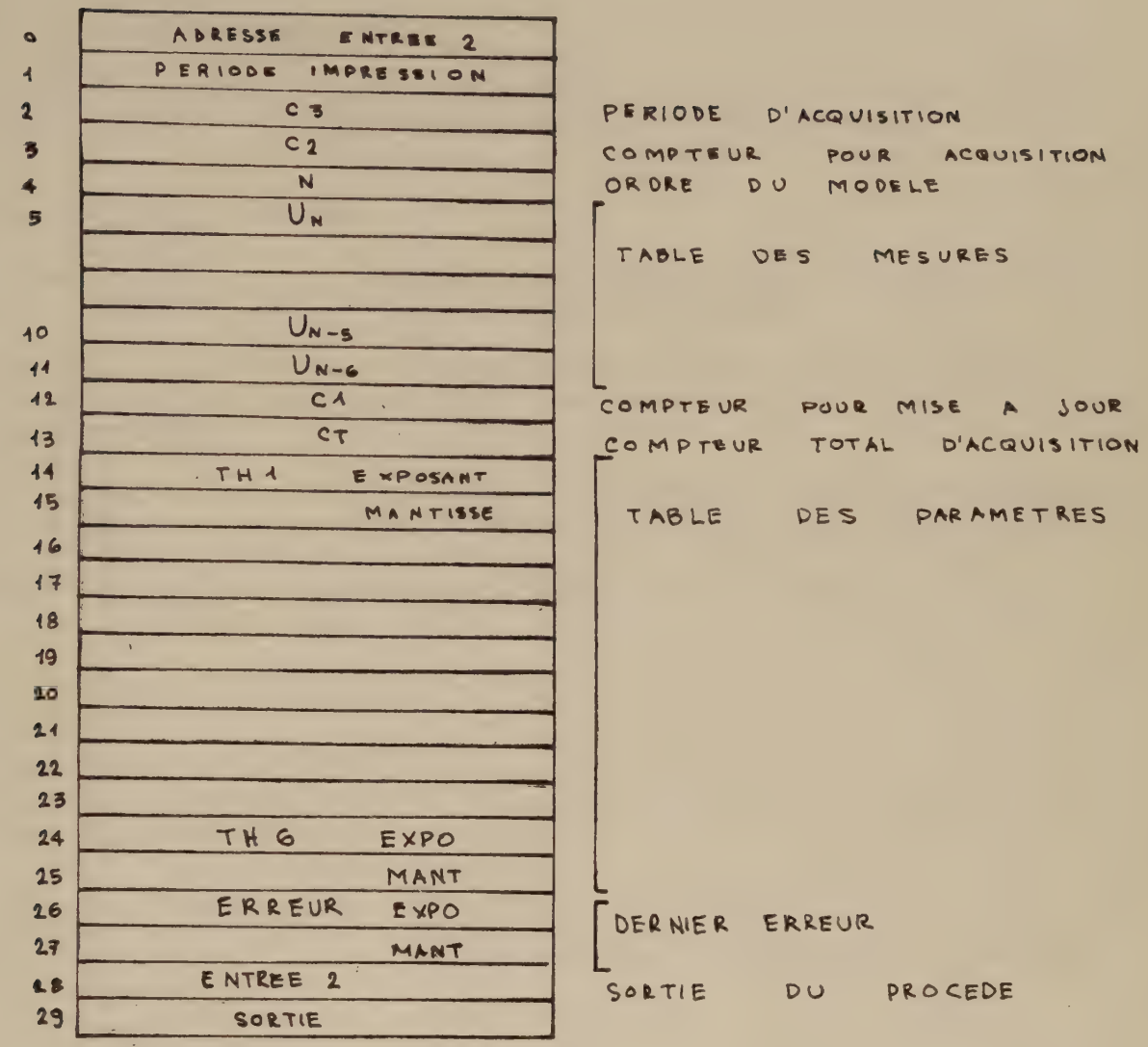
Plusieurs branches pouvant comporter des traitements élémentaires d'identification ESP, les demandes d'exécution sont stockées dans une file d'attente appelée DIPILE. L'adresse en mémoire de la carte de la branche appelante, ainsi que son libellé sont gardés dans la pile, pour le lancement du programme d'exécution. Cette pile a une structure FIFO. Si elle est pleine, la demande la plus ancienne est perdue. L'implémentation actuelle permet 9 appels simultanés, mais il est très simple d'en changer le nombre. (voir figure 4).

L'organigramme correspondant est donné en figure 2.



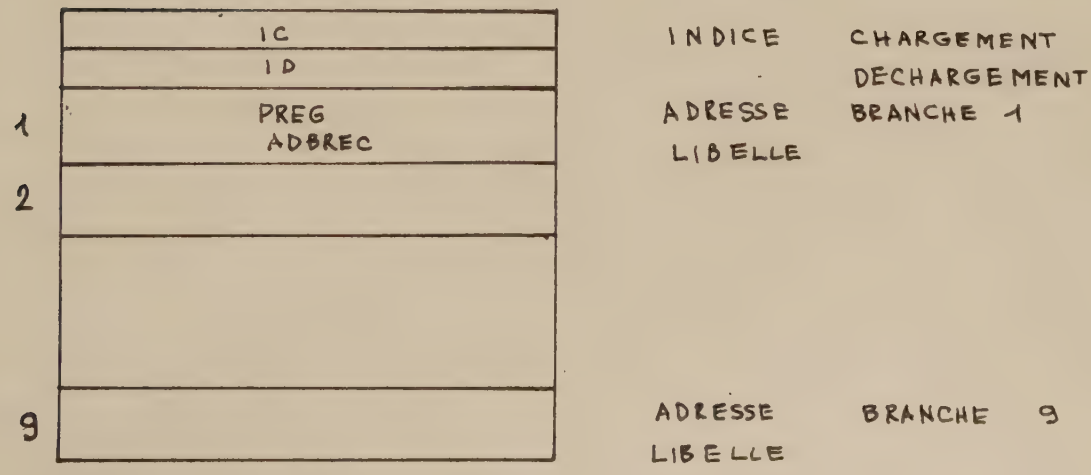
Organigramme de PRESP

FIGURE 2



CARTE BRANCHE

FIGURE 3



FILE D'ATTENTE DIPILE

FIGURE 4

3.3 Travail de mise à jour

Ce programme est un travail de type II de SUPROS, à plus basse priorité. Il est activé par le superviseur après appel du module ESP.

La mise à jour comporte :

- extraction de la pile DIPILE, de l'adresse et du libellé de la carte branche dont la demande sera satisfaite,

- traitement des mesures et paramètres d'après un algorithme particulier, et rangement des résultats dans la carte branche correspondante,

- vérification de la pile. S'il reste des demandes à satisfaire, recommencer à 1, autrement donner le contrôle au superviseur.

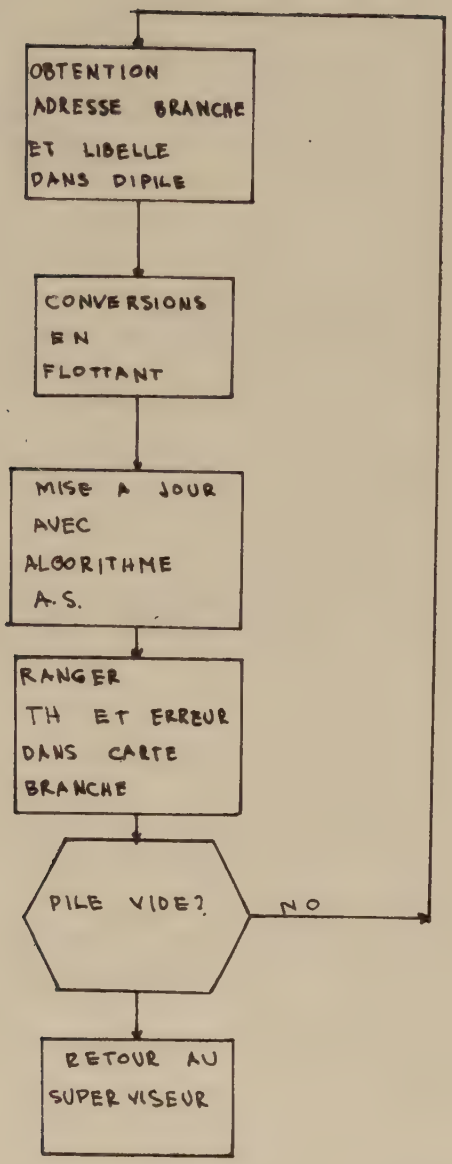
L'organigramme du programme est donné par la figure 5.

Il faut choisir une méthode simple à mettre en oeuvre, rapide à l'exécution, peu encombrante du point de vue mémoire. Ceci pour bloquer les ressources du calculateur le moins possible.

Ces ressources sont utilisées pour faire l'acquisition, le traitement et la surveillance des mesures, pour exécuter un certain nombre de branches qui peuvent comporter plusieurs traitements élémentaires.

Si les algorithmes sont simples, le nombre de mesures, branches, traitements peut s'accroître.

La méthode d'approximation stochastique remplit ces conditions. Les calculs se font en arithmétique flottante pour faciliter la mise en oeuvre. Le temps de calcul est augmenté, mais la précision aussi.



ORGANIGRAMME DU TRAVAIL DE MISE A JOUR DU MODELE PAR APPROXIMATION STOCHASTIQUE

FIGURE 5

4. EXEMPLE DE MISE EN OEUVRE

4.1 Introduction

Pour réaliser la mise en oeuvre sur calculateur T2000, les programmes nécessaires ont été écrits en assembleur.

Pour une application donnée, on peut distinguer 3 sections :

- la génération de l'action (entrée au processus à identifier),
- le processus à identifier,
- l'identification.

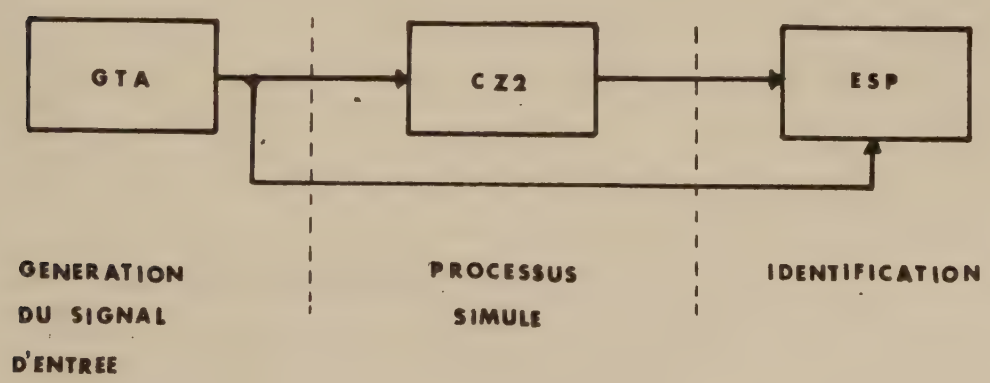
La première et la dernière sont réalisées dans le calculateur. Le processus à identifier peut être simulé, ou il peut s'agir d'un processus physique.

4.2 Simulation

Le processus est simulé par un filtre discret. C'est un traitement élémentaire COPRES dénommé CZ. CZ2 correspond à un deuxième ordre.

Le signal d'entrée est choisi parmi les traitements disponibles (génération de signal carré GCP, binaire pseudo-aléatoire GBA, ternaire pseudo-aléatoire GTA, etc ...).

Le diagramme de la branche créée sous le libellé L001 est :



La création de la branche en ligne, avec le programme MOL, est donnée en figure **6**.

Les paramètres nécessaires à ces traitements sont introduits avec le pupitre RND.

Pour GTA :

Paramètres

1	Nombre de périodes de fonctionnement
2	Pas élémentaire de la séquence exprimé en nombre d'échantillonnages
3	Valeur initiale du registre
4	Poids des bits du bouclage
5	Valeur de la sortie si un zéro est généré
6	" " " " " un " "
7	" " " " " moins un "

Pour CZ2 :

Paramètres

1	Nombre de débordements de calcul
2	Gain
3	a_0
4	a_1
5	b_1

Pour ESP :

Paramètres :

2		Période d'acquisition en nombre d'échantillonnages
4		Ordre du modèle discret à identifier
14) 15)	1	Premier paramètre : Mantisse de la valeur initiale Exposant
:		
24) 25)	6	
)		

2.3 Mise en oeuvre sur processus pilote

Les sections génération du signal et identification sont conservées. On choisit d'exciter la vanne qui correspond à la station de transfer zéro. La mesure de recopie de cette station s'appelle R001. Le niveau du bac s'appelle N001 (libellé de la voie correspondante à la mesure du capteur du niveau du bac 1).

Le diagramme est donné en figure **8**. La création de la branche appelée L002 est donnée en figure **7**.

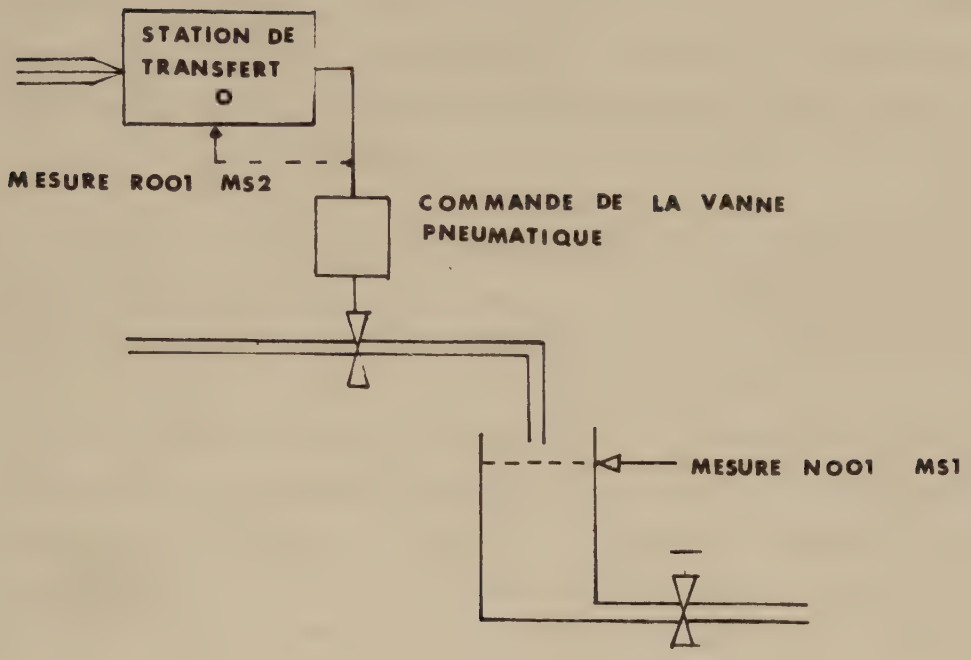
CREATION D'UNE BRANCHE

```
MOD;
    CNB;
2 1023          <PLACE DISPONIBLE DANS LES BLOCS 2,3,4>
3 0511
4 2559
BL 2;           <BLOC D'IMPLANTATION>
LB L001 P 01;<LIBELLE,TYPE(P,T),GROUPE DE SCRUTATION(1,2,3,4)>
BS;             <BRANCHE SUIVANTE DANS LE GROUPE>
DP OUI;         <OUI S'IL Y A DES ALGORITHMES DEPENDANTS>
BA;;            <BRANCHES AMONT 1 ET 2 EVENTUELLES>
ST;             <LIBELLE BRANCHE ESCLAVE OU NO. STATION  DE TRANSFERT>
CS;             <OUI S'IL Y A UNE CONSIGNE>
MS;             <MESURES 1,2 ET 3 EVENTUELLES>
01  GTA;       <PREMIER TRAITEMENT ,GENERATION DU SIGNAL>
E1;             <PREMIERE ENTREE>
02  CZ2;       <DEUXIEME TRAITEMENT>
E1  S001;       <ENTREE = SORTIE DU PREMIER TRAITEMENT>
03  ESP;
E1  S001;
E2  S002;
04  FBR;        <FIN DE BRANCHE>

BON;

    FIN;
```

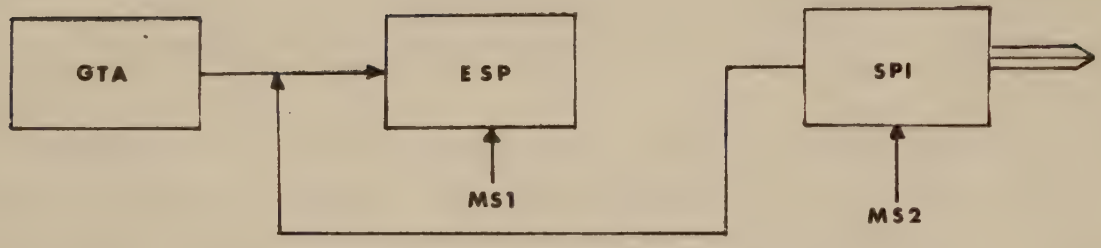
FIG.6

```
    CNB;
2 0976
3 0511
4 2559
BL 2;
LB L002 P 01;
BS;
DP OUI;
BA ;
ST  0 ;   <STATION DE TRANSFERT 0>
CS ;
MS  R001; N001;; <MESURES>;
01 GTA;
E1 ;
02 ESP ;
E1 S001;
E2 MS2 ;<DEUXIEME MESURE>
03 SPT

BON

    FIN;
```

FIG.7



PROCESSUS PILOTE



GENERATION DU SIGNAL TERNAIRE PSEUDO ALEATOIRE

TRAITEMENT D'IDENTIFICATION

TRAITEMENT DE SORTIE VERS LE PROCESSUS

FIGURE 8

CONCLUSION

L'ingénieur concerné par la commande d'un système dispose de nombreuses méthodes de synthèse. Cette synthèse est fonction des paramètres du système, par exemple les coefficients des fonctions de transfert et des matrices d'état etc... Ces paramètres en général ne sont pas disponibles. Il faut donc les identifier.

La plupart des méthodes de synthèse ont été développées pour des modèles linéaires à constantes localisées. Il est donc important de disposer de méthodes d'identification bien adaptées à cette classe de modèles.

Un modèle linéaire ne peut représenter un système physique que dans une zone pour des variations restreintes du point de fonctionnement autour d'une valeur moyenne. Pendant l'opération du système physique le point de fonctionnement peut se déplacer de telle façon que les paramètres du modèle linéaire varient. Dans ce cas il est intéressant de disposer de méthodes qui puissent suivre cette variation.

Deux algorithmes adaptatifs récurrents d'identification ont été étudiés :

- L'algorithme récurrent des moindres carrés généralisés
- Un algorithme d'approximation stochastique.

Dans le premier cas un algorithme récurrent a été développé à partir de la méthode itérative (chapitre II). Sa convergence n'a pas été démontrée. Il serait important de poursuivre des études sur les conditions théoriques de convergence, en particulier sur l'influence des statistiques du bruit de mesure sur la convergence.

Du point de vue pratique, les résultats ont été satisfaisants. Dans tous les essais la convergence a été rapide.

La méthode de l'approximation stochastique converge relativement lentement. L'algorithme est très simple, ce qui permet un temps d'exécution très court. Cette méthode peut être employée en l'absence d'une connaissance à priori des statistiques du bruit de mesure. Les conditions de convergence ont été démontrées (chapitre III).

L'étude comparative (chapitre IV) a été faite à partir d'une étude expérimentale sur un procédé pilote de type hydraulique.

La comparaison a porté sur :

Les conditions et rapidité de convergence :

La méthode de l'approximation stochastique a une convergence plus lente que la méthode des moindres carrés. Le bruit de mesure a une influence importante sur la rapidité de la convergence. Quand on identifie la sortie S_I par rapport à l'entrée E_I, l'influence sur E_J des autres entrées S_k, $i = k$ est considérée comme un bruit de mesure. On constate que lorsque cette influence est importante (niveau élevé du bruit) la rapidité de convergence diminue sensiblement.

(Expériences 4.1, 2, 3, 4, 5, 6 ; figure IV-12).

Le nombre de mémoires et d'opérations arithmétiques nécessaires à la mise à jour du modèle :

L'algorithme d'approximation stochastique demande moins de mémoire et d'opérations arithmétiques à chaque pas de calcul.

Le temps effectif de calcul :

Celui-ci est obtenu à partir du nombre de pas de calcul nécessaires pour avoir une bonne convergence, multiplié par le temps nécessaire pour effectuer les opérations arithmétiques à chaque pas. Ce temps est approximativement le même dans les deux cas. La différence pourrait être expliquée en tenant compte de la complexité des programmes, qui est plus grande pour les moindres carrés : pour les moindres carrés généralisés les ressources de calcul sont utilisées plus intensivement mais pendant une période plus courte. Le choix d'un algorithme peut se faire en fonction du compromis rapidité de convergence-ressources de calcul.

La précision de l'identification et la caractérisation :

Dans notre contexte, l'identification est faite en vue de la commande du procédé. On désire donc un modèle qui ait une bonne capacité prédictive de la réponse temporelle du système. Cette capacité de prédiction est une fonction d'une classe d'entrées, qui est celle des entrées industrielles typiques.

Les échelons de consigne permettent d'analyser les changements de point de fonctionnement. Dans les essais effectués les réponses étaient satisfaisantes, compte-tenu de la non linéarité du procédé.

Les erreurs sortie modèle - sortie système, avec des entrées pseudoaléatoires à faible amplitude à l'entrée (régulation), n'étaient pas assez importantes pour évaluer la précision.

La caractérisation a été faite à partir des connaissances à priori et d'un critère d'erreur. Si la caractérisation s'effectue seulement à l'aide du critère, et si les mesures sont très bruitées, les résultats peuvent s'avérer erronés. Il serait très intéressant de pouvoir disposer de méthodes de caractérisation en temps réel du type décrit par Bohlin (BO 1).

L'étude de la sensibilité de l'erreur modèle-système par rapport aux erreurs dans l'identification des paramètres peut permettre d'aborder le problème de caractérisation. Cette étude permettrait aussi d'évaluer quels paramètres doivent être identifiés plus précisément, pour orienter les ressources de calcul plus particulièrement sur un sous-ensemble des paramètres.

Cette étude nous permet de disposer de méthodes ayant de bonnes performances, pour l'identification en temps réel de systèmes monovariables. Mais on peut toujours considérer qu'un système multivariable est composé de la superposition de systèmes monovariables, à condition que les entrées soient indépendantes.

Ces algorithmes sont adaptatifs puisqu'ils permettent de suivre une variation des paramètres.

II - DESCRIPTION DE L'INSTALLATION

2.1. Le Processus

2.1.1. Description physique. Voir shcéma 1

Le processus comprend essentiellement un circuit hydraulique de mélange et un circuit thermique associé.

Deux bacs sont alimentés séparément en eau froide. Le premier comporte une fuite réglable, le second une résistance de chauffage et un agitateur. A la sortie des bacs, eau chaude et eau froide sont mélangées et se déversent dans un troisième bac. Les bacs sont munis de trop-pleins et de tubes en verre pour repérer les niveaux.

Les processus peuvent fonctionner en circuit ouvert ou fermé ; à cet effet un équipement de recyclage a été prévu. Celui-ci comprend un bac de retour, une pompe de mise en pression, un groupe frigorifique, une électro-vanne 3 voies et un ballon de stockage de l'eau d'alimentation du circuit de mélange.

La pression et la température de ce ballon sont maintenues entre les seuils ajustables d'un manostat et d'un thermostat qui déclenchent la mise en route de la pompe et du groupe frigorifique.

Ces commandes peuvent également être réalisées par calculateur.

Le processus comporte :

- 6 variables de sortie mesurées (3 niveaux, 1 débit, 2 températures)

- 6 variables d'action (courant de commande des 5 vannes et courant de chauffage)

- 2 variables de perturbations mesurées (pression et température d'alimentation).

Cette structure permet d'aborder les problèmes :

- d'identification (détermination expérimentale des modèles)

- de régulation (allant de la simple boucle à un correcteur aux systèmes multivariables en passant par les boucles cascades, les boucles prédictives, les correcteurs auto-adaptés, etc ...)

- d'optimisation.

2.1.2 Les actionneurs

a) Les débits du circuit hydraulique sont commandés par :

- 2 vannes à commande pneumatique pour l'alimentation des bacs 1 et 2 ; elles permettent un débit maximum de 180 l:h dans chaque bac

- 3 vannes à commande pneumatique pour les sorties de mélange des bacs 1 et 2 et la sortie de fuite du bac 1

- 1 vanne manuelle pour l'alimentation en mélange du bac 3

- 1 vanne manuelle pour la sortie du bac 3

- 1 vanne électrique tout ou rien du bac 3.

Les pressions de commande des vannes pneumatiques sont fournies par 5 convertisseurs intensité-pression (0,2 - 1 b pour 4 - 20 mA).

b) La résistance de chauffage est alimentée par la secondaire d'un auto-transformateur (puissance maximale 6 KW sous 260 V). Le rapport d'auto-transformation est réglé par un moteur asynchrone commandé en durée dans un sens ou dans l'autre (pleine échelle en 16 secondes).

2.1.3 Les capteurs analogiques

a) Capteurs haut-niveau du type à balance de force :

- 1 capteur de pression 0 - 1,5 bar pour le ballon d'alimentation
- 3 capteurs de pression 0 - 50 cm H_2O pour les bacs
- 1 capteur de débit (pression différentielle) pour la sortie du bac 3.

b) 6 thermocouples (avec soudure froide) rendent compte des températures

- dans le bac de stockage
- à la sortie du groupe frigorifique
- dans le ballon d'alimentation
- à la sortie du bac 2 et du bac 3

c) 2 thermosondes à résistance complètent ces mesures de température par celles de la boîte à soudure froide et de l'ambiante

d) 2 transformateurs de mesure (1/50) pour les tensions primaire et secondaire de l'autotransformateur

e) 1 potentiomètre de recopie pour la position angulaire de l'axe de l'autotransformateur

2.1.4. Les informations tout ou rien

Elles sont utilisées pour la signalisation sur tableau synoptique et l'acquisition par le calculateur de l'état booléen du système nature.

	Tableau Synoptique Signalisation	Calculateur Acquisition
Manostat ballon alim.	oui	oui
Thermostat bac retour	oui	oui
Relais commande pompe (calculateur)		oui

	Tableau Synoptique Signalisation	Calculateur Acquisition
Relais commande vanne 3 voies (calculateur)		oui
Relais coupure chauffe (calculateur)		oui
Position vanne 3 voies	oui (2 circuits)	oui
Marche pompe	oui	oui
Marche groupe frigo	oui	oui
Alim. auto-transfo.	oui	oui
Agitateur	oui	oui
Détecteur de niveau à cellule photoélectrique bac 2	oui	oui
Vanne T/R sortie bac 3	oui	

2.2. Le tableau Synoptique

Sur un schéma du circuit hydraulique sont reportées toutes les informations nécessaires à la commande et à la surveillance du processus.

2.2.1. Signalisation

- La modification de l'état d'un paramètre booléen entraîne l'éclairement ou l'extinction d'une partie du tableau (voir 2.1.4)

2.2.2. Indicateurs analogiques

6 milliampèremètres en série dans les circuits de mesure haut niveau permettent de connaître les variables de sortie du processus

2.2.3. Stations de commande

2 stations de transfert de commande des vannes d'alimentation de bacs 1 et 2.

Elles possèdent 3 modes de fonctionnement :

- numérique (incrément fourni par le calculateur)
- manuel (deux boutons poussoirs de commande)
- analogique (régulateur PID de secours).

La commutation sans à-coup entre ces trois modes est manuelle mais le passage en secours analogique peut être commandé par le calculateur.

- 3 stations de transfert à 2 modes (numérique et manuel) pour la commande des vannes de sortie et de fuite des bacs 1 et 2

- 2 stations de transfert à 2 modes annexes

- 1 station de commande pour le moteur de l'auto-transformateur.

Le calculateur dispose des mesure de recopie du courant de sortie, des stations de transfert et de leur mode de fonctionnement (numérique ou non).

2.2.4. Enregistreurs analogiques

- 2 enregistreurs lents (2 plumes) avec clavier de sélection des mesures

- 1 enregistreur à vitesse et gain variables et potentiomètre de recopie sur les deux voies

2.3. Chaine numérique d'automatisme T.2000

L'équipement de commande utilisé à un potentiel de travail sans commune mesure avec celui demandé par le procédé étudié dans cette installation expérimentale.

Il comprend :

- un groupe central d'armoires Télémécanique
- des périphériques classiques de calculateur

- un pupitre de commande Télémécanique.

Le schéma 3 montre les liaisons entre les différentes unités.

2.3.1. Unité Centrale

T.2000 32 K mémoire
barre de verrouillage et arrêt codeur
bac d'entrée-sortie programmées mixte (T 2212)

2.3.2. Périphériques classiques

1 disque SAGEM 256 K
2 Téléimprimeurs
1 lecteur rapide de bandes perforées
1 perforateur rapide.

2.3.3. Périphériques spécialisés

- Chaine numérique de mesure Télémécanique (T 2303)
  Elle permet l'acquisition des mesures bas et hauts niveaux par l'intermédiaire d'un amplificateur grand gain (GG), d'un amplificateur à gain programmé (GP) et d'un convertisseur analogique numérique à intégration.

- Contrôleur de station de transfert
  Un mot issu du calculateur fournit la valeur codée des incréments et l'adresse de la station à commander à un convertisseur numérique analogique et à un décodeur d'adresse.

- Pupître Opérateur Télémécanique (T 2602)
  Il permet le dialogue opérateur-système dans les 2 sens grâce :
  - à une platine d'affichage permettant de visualiser les valeurs et les états caractérisant la marche actuelle du processus.
  - à une platine de commande où l'opérateur fait les demandes de visualisation et modifie certains paramètres de conduite.

- Armoire bornier Télémécanique (T 2702)

Elle assure un raccordement très souple du processus à l'unité numérique

- pour les mesures analogiques

- pour les entrées-sorties tout ou rien

Une platine relais permet la commande d'organes tout ou rien du processus.

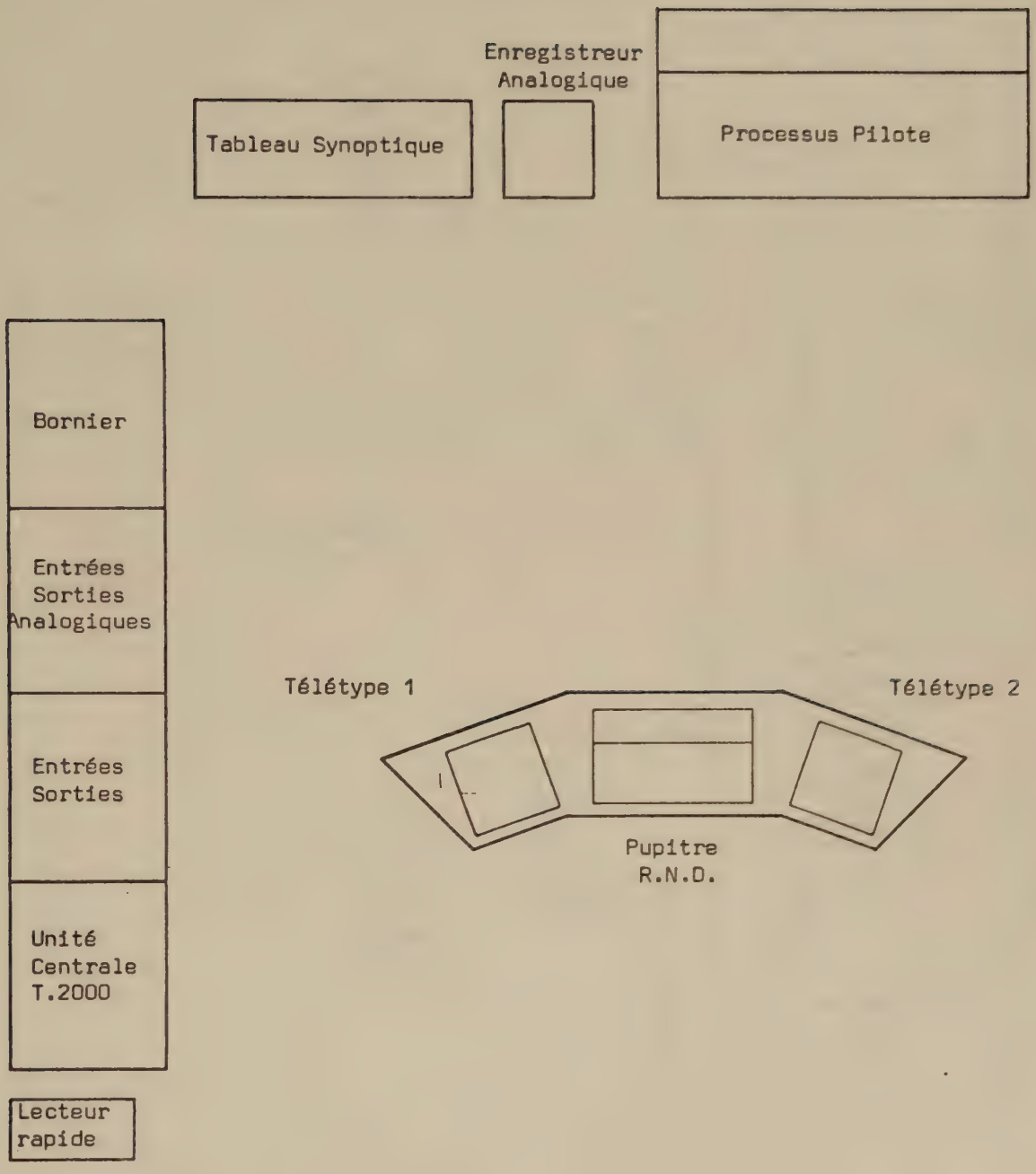


Schéma 1 : Implantation du Processus Pilote

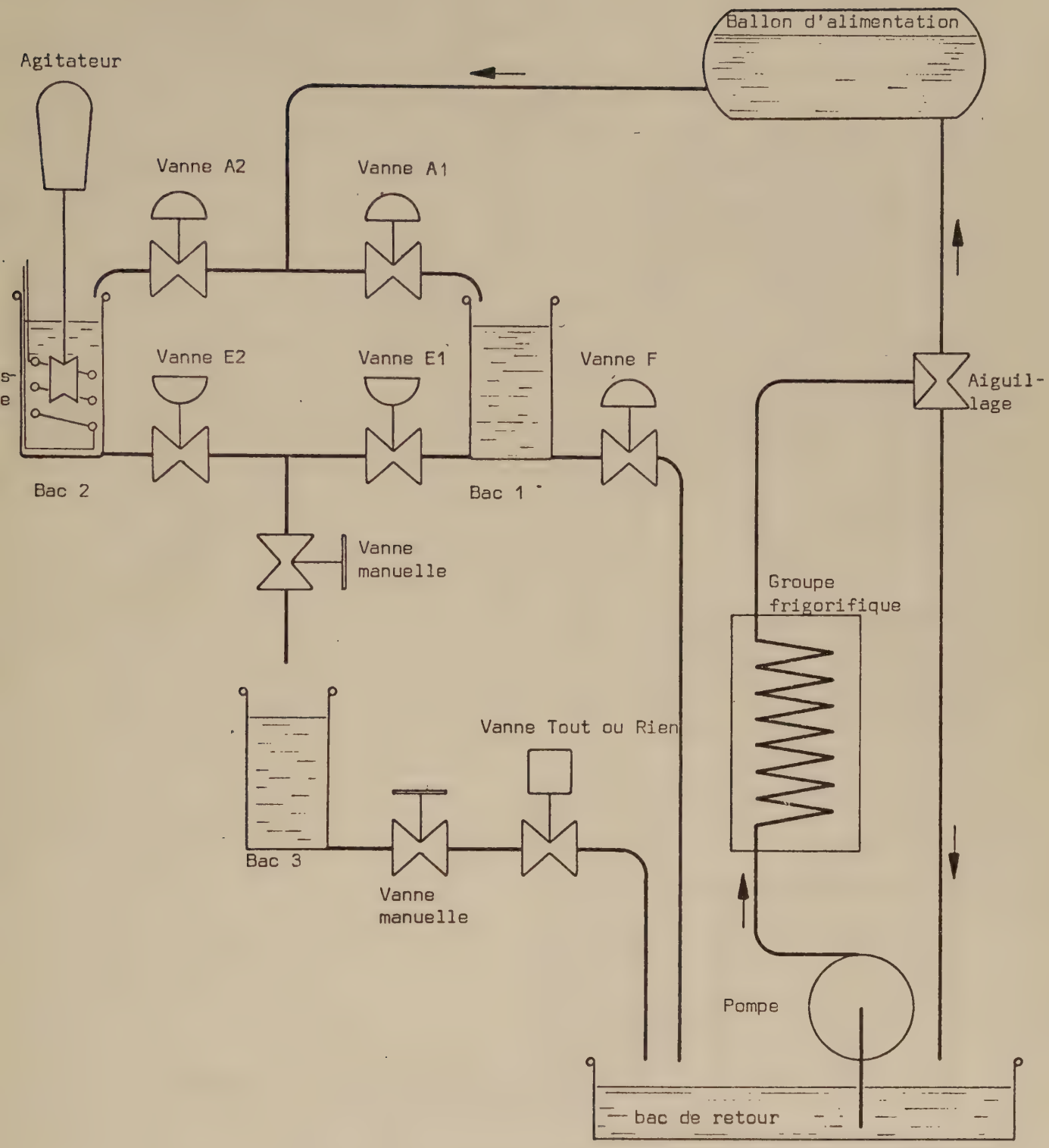


Schéma 2 : Principe du Processus

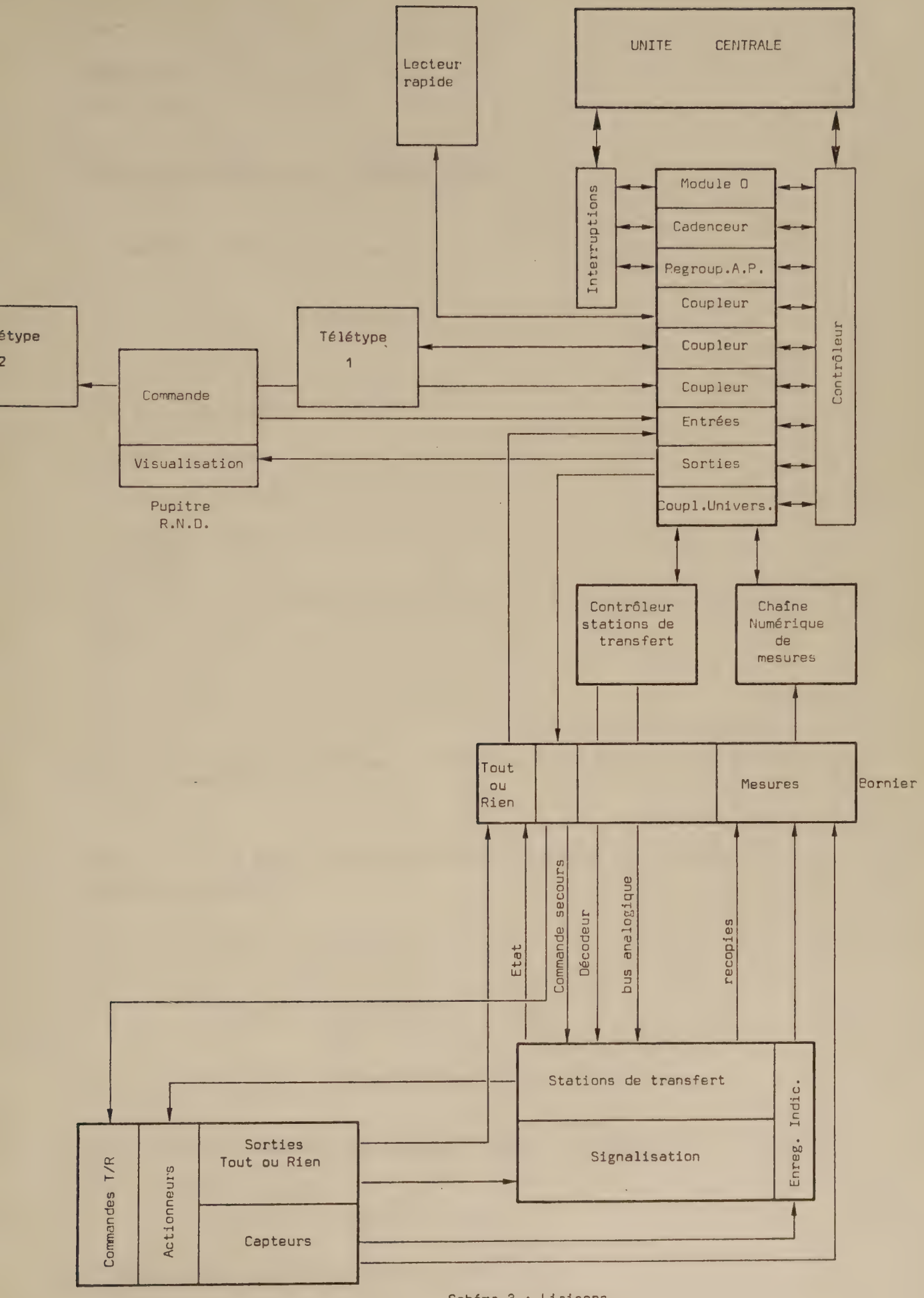


Schéma 3 : Liaisons

APPENDICE 2

==========

ALGORITHME RECURRENT DES MOINDRES CARRES

Considérons l'équation suivante :

$$\bar{X}\,\underline{\hat{\theta}} = \underline{Z}$$

$\bar{X}$: est une matrice (N, 2n)

$\underline{\hat{\theta}}$: est un vecteur (2n, 1)

$\underline{Z}$: est un vecteur (N, 1)

$\underline{x}$: est un vecteur (2n, 1)

Si 2n = N et si le déterminant de A n'est pas nul, on peut obtenir $\underline{\theta}$ comme :

$$\underline{\theta} = \bar{X}^{-1}\,\underline{Z}$$

Si 2n = N la matrice inverse n'existe pas et on aura pas une solution unique.

Si 2n > N, on a moins d'équations que d'inconnues et il existe une infinité de solution.

Si l'on prend pour solution

$$\underline{\hat{\theta}}^{\circ} = \bar{X}^{*}\,\underline{Z}$$

ou

$$\bar{X}^{*} = \bar{X}^{T}\,(\bar{X}\,\bar{X}^{T})^{-1}\,\bar{X}\,(\bar{X}^{T}\,\bar{X})^{-1}\,\bar{X}^{T}$$

est l'inverse généralisé ou pseudoinverse. La solution est celle qui a la norme minimale

$$\|\underline{\hat{\theta}}^{\circ}\|^{2} \leq \|\underline{\hat{\theta}}^{1}\|^{2}$$

$\underline{\hat{\theta}}^{1}$ représente toutes les solutions possibles.

Si N > 2n, on a plus d'équations que d'inconnues.

Si l'on considère la pseudo-inverse, on aura la solution optimale au sens des moindres carrés.

Soit : $$J = (\bar{X}\underline{\theta} - \underline{Z})^T (\bar{X}\underline{\theta} - \underline{Z})$$

Pour obtenir θ qui rende minimale la somme des écarts au carré, on prend :

$$\frac{\partial J}{\partial \underline{\theta}} = 2(\bar{X}^T \bar{X} \underline{\theta} - \bar{X}^T \underline{Z})$$

En faisant $\frac{\partial J}{\partial \underline{\theta}} = 0$ soit :

$$\bar{X}^T \bar{X} \hat{\underline{\theta}} = \bar{X}^T \underline{Z}$$

On obtient $\hat{\underline{\theta}}$ qui minimise le critère J :

$$\hat{\underline{\theta}} = (X^T X)^{-1} X^{-T} \underline{Z}$$

Supposons qu'on ait une équation additionnelle, (une observation additionnelle)

$$Z(N+1) = \underline{x}(N+1)^T \underline{\theta}$$

la nouvelle solution est :

$$\hat{\underline{\theta}}(N+1) = (\bar{X}^T(N+1)\ \bar{X}(N+1))^{-1}\ \bar{X}^T(N+1)\ \underline{Z}(N+1)$$

$$\bar{X}^T(N+1) = \begin{bmatrix} \bar{X}(N) \\ \\ \underline{x}(N+1)^T \end{bmatrix} \qquad (N+1, 2n)$$

$$\underline{Z}\,(N+1) = \begin{bmatrix} \underline{Z}_N \\ \\ z\,(N+1) \end{bmatrix} \qquad (N+1,1)$$

Pour obtenir la solution on doit trouver l'inverse de la nouvelle matrice X^T (N + 1) x (N + 1).

On peut améliorer l'efficacité des calculs si l'on dispose d'une mémoire trop petite par rapport à la quantité d'observations (équations). Cette amélioration est obtenue avec un algorithme récurrent, qui approche la solution en tenant compte d'une nouvelle observation à chaque pas. Ceci évite d'inverser une matrice d'ordre (2n, 2n).

La solution à l'instant N + 1 est approchée en considérant la solution à l'instant N avec un terme de correction. Ce terme n'implique pas l'inversion d'une matrice. La correction est une fonction de la nouvelle observation.

On a donc :

$$\hat{\underline{\theta}}\,(N) = \left[\bar{X}_N^T \bar{X}_N\right]^{-1} \bar{X}_N^T \underline{Z}_N \qquad \text{A.2.1}$$

$$\hat{\underline{\theta}}(N+1) = \left\{\begin{bmatrix} \bar{X}_N \\ \\ \underline{x}^T(N+1) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \bar{X}_N \\ \\ \underline{x}^T\,(N+1) \end{bmatrix}\right\}^{-1} \begin{bmatrix} \bar{X}_N \\ \\ \underline{x}^T\,(N+1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \underline{Z}_N \\ \\ z\,(N+1) \end{bmatrix} \qquad \text{A.2.1.1}$$

Par définition

$$\sum^{-1}(N) = \left[\bar{X}_N \bar{X}_N^T\right] \qquad \text{Dimension (2n, 2n)}$$

Avec le nouveau vecteur $\underline{x}$ (N + 1)

$$\sum^{-1}(N+1) = \left\{\begin{bmatrix} \bar{X}_N \\ \\ \underline{x}^T(N+1) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \bar{X}_N \\ \\ \underline{x}^T\,(N+1) \end{bmatrix}\right\} \qquad (2n,\ 2n)$$

$$\Sigma^{-1}_{(N+1)} = \Sigma^{-1}_{(N)} + \underline{x}(N+1)\,\underline{x}^T(N+1) \qquad \text{A.2.2}$$

Posons B :

$$\underline{B}(N) = \bar{X}^T_N \underline{Z}_N \qquad \text{Dimension } (2n, 1)$$

Avec le nouveau Z (N + 1)

$$\underline{B}(N+1) = \begin{bmatrix} \bar{X}_N \\ \\ \underline{x}^T(N+1) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \underline{Z}_N \\ \\ Z(N+1) \end{bmatrix}$$

A.2.3

$$= \bar{X}^T_N \underline{Z}_N + \underline{x}(N+1)\,Z(N+1)$$

$$\underline{B}(N+1) = \underline{B}(N) + \underline{x}(N+1)\,Z(N+1)$$

Prémultiplication de A.2.2 par Σ (N + 1). Postmultiplication par Σ (N)

$$\Sigma_{(N+1)}\Sigma^{-1}_{(N+1)}\Sigma_{(N)} = \Sigma_{(N+1)}\Sigma^{-1}_{(N)}\Sigma_{(N)} + \Sigma_{(N+1)}\underline{x}(N+1)\,\underline{x}^T(N+1)\Sigma_{(N)}$$

$$\Sigma_{(N)} = \Sigma_{(N+1)} + \Sigma_{(N+1)}\underline{x}(N+1)\,\underline{x}^T(N+1)\,\Sigma_{(N)}$$

$$\Sigma_{(N)} - \Sigma_{(N+1)} = \Sigma_{(N+1)}\,\underline{x}(N+1)\,\underline{x}^T(N+1)\,\Sigma_{(N)}$$

A.2.4

Postmultiplication par $\underline{x}$ (N + 1)

$$\Sigma_{(N)}\,\underline{x}(N+1) = \Sigma_{(N+1)}\,\underline{x}(N+1) + \Sigma_{(N+1)}\,\underline{x}(N+1)\,\underline{x}^T(N+1)\,\Sigma_{(N)}\,\underline{x}(N+1)$$

$$= \Sigma_{(N+1)}\,\underline{x}(N+1)\,\left(1 + \underline{x}^T(N+1)\,\Sigma_{(N)}\,\underline{x}(N+1)\right)$$

Postmultiplication par $(1 + \underline{x}^T(N+1) \sum(N) \underline{x}(N+1))^{-1} \underline{x}^T(N+1) \sum(N)$

$$\sum(N) \underline{x}(N+1) (1 + \underline{x}^T(N+1) \sum(N) \underline{x}(N+1))^{-1} \underline{x}^T(N+1) \sum(N)$$

$$= \sum(N+1) \underline{x}(N+1) \underline{x}^T(N+1) \sum(N)$$

Substitution dans A.2.4

$$\sum(N) - \sum(N+1) = \sum(N) \underline{x}(N+1) (1 + \underline{x}^T(N+1) \sum(N) \underline{x}(N+1))^{-1} * \underline{x}^T(N+1) \sum(N)$$

$$\sum(N+1) = \sum(N) - \sum(N) \underline{x}(N+1) (1 + \underline{x}^T(N+1) \sum(N) \underline{x}(N+1))^{-1} * \underline{x}^T(N+1) \sum(N) \qquad \text{A.2.5}$$

Avec l'équation A.2.5 on a un algorithme pour l'inversion de la matrice $X_N^T X_N$, récursivement. $(1 + \underline{x}^T(N+1) \Sigma(N) \underline{x}(N+1))^{-1}$ est un scalaire.

Substitution dans A.2.1 :

$$\hat{\underline{\theta}}(N) = \sum(N) \underline{B}(N)$$

$$\hat{\underline{\theta}}(N+1) = \sum(N+1) \underline{B}(N+1)$$

$$\hat{\underline{\theta}}(N+1) = \left[\sum(N) - \sum(N) \underline{x}(N+1) (1 + \underline{x}^T(N+1) \sum(N) \underline{x}(N+1))^{-1} \underline{x}^T(N+1) \sum(N)\right] * \left[\underline{B}(N) + \underline{x}(N+1) z(N+1)\right]$$

$$= \hat{\underline{\theta}}(N) - \sum(N)\ \underline{x}(N+1)\ (1 + \ldots)^{-1}\ \underline{x}^T(N+1)\sum(N)\left[B(N) + \underline{x}(N+1)\ Z(N+1)\right]$$

$$+ \sum(N)\ \underline{x}\ (N+1)\ Z\ (N+1)$$

$$\hat{\underline{\theta}}(N+1) = \hat{\underline{\theta}}\ (N) - \sum(N)\ \underline{x}\ (N+1)\ (1 + \ldots)^{-1}\ \underline{x}^T(N+1)\sum(N)\ \underline{B}\ (N)$$

$$- \sum(N)\ \underline{x}\ (N+1)\ (1 + \ldots)^{-1}\ \underline{x}^T(N+1)\sum(N)\ \underline{x}(N+1)\ Z\ (N+1)$$

$$+ \sum(N)\ \underline{x}\ (N+1)\ (1 + \ldots)^{-1}\ (1 + \ldots)\ Z\ (N+1)$$

$$= \hat{\underline{\theta}}\ (N) - \sum(N)\ \underline{x}\ (N+1)\ (1 + \ldots)^{-1}\ \underline{x}^T(N+1)\ \hat{\underline{\theta}}\ (N) -$$

$$+ \sum(N)\ \underline{x}\ (N+1)\ (1 + \ldots)^{-1}\ \left(\underline{x}^T(N+1)\sum(N)\ \underline{x}(N+1)\right.$$

$$\left. - (1 + \underline{x}^T(N+1)\sum(N)\ \underline{x}(N+1))\right) Z\ (N+1)$$

$$= \hat{\underline{\theta}}\ (N) - \sum(N)\ \underline{x}\ (N+1)\ (1 + \ldots)^{-1}\left[\underline{x}^T(N+1)\ \hat{\underline{\theta}}(N) - Z\ (N+1)\right]$$

$$\hat{\underline{\theta}}(N+1) = \hat{\underline{\theta}}\ (N) + \sum(N)\ \underline{x}\ (N+1)\ (1 + \underline{x}^T(N+1)\sum(N)\ \underline{x}\ (N+1))^{-1}$$

$$* \ (Z\ (N+1) - \underline{x}^T(N+1)\ \hat{\underline{\theta}}\ (N))$$

Les équations A.2.5 et A.2.6 constituent les équations de l'algorithme récurrent.

Le terme $1 + \underline{x}^T (N + 1)\, \Sigma (N)\, \underline{x} (N + 1)$ est un scalaire. La mise à jour de $\underline{\hat{\theta}}$ ne nécessite pas l'inversion d'une matrice.

BIBLIOGRAPHIE

Il existe plusieurs publications qui présentent une vue d'ensemble du problème de l'identification des procédés. Les plus récents sont celles d'Astrom et Eykhoff (A 2) avec 213 références et celle de Nieman, Fisher et Leborg (N 1) avec 485 références. D'autres sont (B 1) avec 125 références et (E 1) avec 25. La publication de Åström a les avantages d'être très complète et la plus récente.

Bien que l'ouvrage soit orienté vers la méthode du modèle, le livre de Richalet, Roult et Pouliquen présente un panorama assez complet des problèmes d'ientification (RP 1). Le livre de Sage et Melsa (S 1) présente le problème d'identification du point de vue des problèmes de valeur aux limites (TPBVP). Ce Livre ne traite pas du problème de caractérisation.

L'approximation stochastique est présentée par Dvoretzky (D 1), Albert et Gardener (AG 1), Mendel et Fu (ME 1), Sakrisson (SA 2). Une vue d'ensemble est données par Tsypkin (T 1) et Loginov (LO 1). On trouvera diverses applications en simulation dans (SAR 1), (SAR 2), (SA 1), (SA 2), (S 1), (PA 1), (CH 1).

La méthode de moindres carrés généralisés en temps différé proposé par Clarke (C 1), a été étudiée comparativement dans (G 1).

D'autres méthodes sont : l'estimateur bayessienne (AO 1), la matrice instrumentale (BA), (W 1), le filtrage non linéaire (L 1).

On trouvera des cas d'application en simulation dans (BE 1), (K 2).

Le problème de l'entrée excitante ou sensibilisante a été étudié dans (AO 2), (A 2), (RP 1).

Les questions de réalisation minimale, forme canonique, ont été traitées par Kalman (K 1), Irving (IR 1), (IR 2), (IR 3), Lee (LE 1), Astrom (A 1), (A 2), Zadeh (Z 2).

Le système software de commande de procédés COPRES est représenté dans (BO 1).

Il y a peu de publications où des expériences avec des algorithmes récurrentes sur des procédés industriels soient décrites.

(A 1) Åstroöm K.J.
Identification and modeling of industrial processes
Colloque Franco-Suédois, Conduite de procédés
IRIA Oct. 1971

(A 2) Åström J., Eykhoff P.
System Identification, a survey
Automatica Vol. 7 pp. 123-162

(AG 1) Albert A.E. : Gardner L.A.
Stochastic Approximation and Nonlinear Regression
The M.I.T. Press
1967

(AD 1) Aoki M.
Optimization of stochastic systems
Academic Press
1967

(AC 2) Aoki M. , Staley R.M.
On input signal synthesis in parameter identification
Proc. Fourth IFAC congress, paper 26.2

(B 1) Balakrishhan A.V. , Peterka V.
Identification in Automatic Control Systems
IFAC Congress of Automatic Control
Warsawa June 1969
(125 références)

(BA) Banon G.
Etude d'algorithmes d'estimation des paramètres pour l'identification en temps réel des processus linéaires perturbés par un bruit corrélé.
Thèse de Docteur-Ingénieur
Faculté des Sciences, Université de Toulouse.

(BE 1) Bern, J.B.
Identification en temps réel d'une colonne à distiller pilote
Thèse de Docteur-Ingénieur
Université de Grenoble
Février 1972

(BO 1) Bohlin T.
On the problem of mabiguities in maximum likelihood identification
Automatica
1971

(BO 1) Boudillon L. , Ollivier
Digital control of industrial processes using the COPRES SYSTEM
Part 1a, Paper No. 10.2
Fifth IFAC World Congress
1972

(BO 2) Boudillon L.
Calculateur T 2000
Conduite numérique d'un processus expérimental
MESUCORA
1970

(CH 1) Chang P.
Synthèse de systèmes de commande optimale
Dunod
1966

(CHE1) Cheruy J.
Méthode d'identification par correlation
Manuel de référence 1-162 322/00 3600
Télémécanique Electrique

(CHE 2) Cheruy J.
Paris. Programme d'analyse d'une réponse impulsionnelle par
simulation. 1-162 325/00 3600

(CL 1) Clarke D.W.
Generalized Least-Square Estimation of the Parameters of a Dynamic Model (1966)
National Physical Laboratory, Ministry of Technology, England.

(CO 1) Comer C.
Some stochastic approximation procedures for use in process control
Ann. Math. Stat. Vol. 35 No. 3

(D 1) Dvoretzky, A.
"On stochastic approximation"
Proc. 3rd. Berkeley Symp. on Math. Stat. Vol. 1
1956

(DA 1) Davies S.
Generation and properties of maximum length sequences Control
Part. I June 1966
Part. II July 1966

(E 1) Eykhoff P.
Process parameter and state estimation
IFAC Symposium on "Identification in Automatic"
Prague 1967

(G 1) Gentil S.
Etude comparative de diverses méthodes statistiques d'identification de systèmes dynamiques
Thèse de troisième cycle
Laboratoire d'Automatique
Université de Grenoble
Juillet 1972

(HO 1) Ho B.L. , Lee R.C.K.
Identification of Linear Dynamical Systems
Information and Control 8, pp. 93-110
1965

(K 1) Kalman R.E.
"Mathematical description of linear dynamical systems"
S.I.A.M. J. Control Vol. 1 No. 2 1963

(K 2) Kalman R.E.
Design of a self optimizing control system
Trans. ASME
Février 1958

(KL 1) Klinger L.
Priori information and bias in sequential estimation
I.E.E.E. Trans. AC-13 pp. 102-103
1968

(IR 2) Irving E.
Identification des Systèmes Note II
Algorithme de détermination des systèmes d'équations différentielles linéaires à partir des données d'entrée et de sortie.
Direction des Etudes et Recherches
Electricité de France
Avril 1968

(IR 3) Irving E.
Identification des Systèmes Note III
Algorithme de BL. Ho pour les systèmes à temps discret
Transformation des systèmes à temps discret en systèmes à temps continu
Calcul des matrices de Transfert
Direction des Etudes et Recherches
Mars 1970

(L 1) De Larminat Ph.
Thèse de Docteur-ès-Sciences
"Sur l'identification par filtrage non-linéaire"
Université de Nantes
Mai 1971

(LE 1) Lee, R.C.K.
Optimal Estimation, Identification, and Control
Research Monograph No. 28
The M.I.T. Press
1964

(LO 1) Loginov, N.V.A.
Survey of Stochastic Approximation
AUTOMATIKA I TELEMEKHANIKA Vol. 27 No. 4
1966

(ME 1) Mendel Fu.
Adaptative, Learning and Pattern, Recognition Systems
Academic Press
1970

(NA 1) Nagumo J. , Noda A.
A learning method for system identification
I.E.E.E. Trans. AC 12
1967

(N 1) Nieman, Fisher, Leborg
A review of process identification and parameter estimation techniques
Int. J. Control Vol. 13 No. 2 pp. 209-265
485 références

(P 1) Peterka V. , Smuk K.
On-line estimation of dynamic model parameters from input-output data
Proc. IV IFAC Congress
Warsawa paper 26.1

(PA 1) Panuska V.
A stochastic approximation method for identification of linear systems using adaptive filtering

(RP 1) Richalet J. , Rault A. , Pouliquen R.
Identification des processus par la méthode du modèle
Théorie des Systèmes Vol. 4
Gordon and Breach
1971

(S 1) Sage A.P. ; Melsa J.L.
System Identification
Academic Press
1971

(SA 1) Sakrisson D.J.
The use of stochastic approximation to solve the system identification problem
I.E.E.E. Trans. A.C. AC 12
Oct. 1967

(SA 2) Sakrisson D.J.
Stochastic Approximation : A recursive method for solving regression problems
Advances in Communication Systems Vol. II
1966

(SAR 1) Saridis G.N. , Stein G.
Stochastic Approximation Algorithms for Linear Discret-time System - Identification
I.E.E.E Trans. AC Ac 13 n° 5 pp. 515-523
1968

(SAR 2) Saridis G.N. ; Lobbia R.
Parameter Identification and Control of Linear Discrete Iime Systems
I.E.E.E. AC 17 No. 1 pp. 52-60

(SAR 3) Saridis G.N. , Stein G.
A New Algorithm for Linear System Identification
AC 13 n° 5 pp. 592-594
1968

(T 1) Tsypkin Ya. Z.
Adaptation, training and self organization in automatic systems
AUTOMATIKA, TELEMEKHANIKA Vol. 27 No. 1 pp. 23-61

(W 1) Wong K.Y. , Polak E.
Identification of linear discrete systems using the instrumental variable method
I.E.E.E. Trans. A.C. AC 12 pp. 707-718

(YO 1) Young P.C.
Applying Parameter Estimation to Dynamic Systems (I)
Control Engineering
Octobre 1969

(Z 1) Zadeh L.A.
"From circuit theory to system theory"
Proc. I.R.E. 50 pp. 856-865
Mai 1962

(Z 2) Zadeh L.A. , Desoer C.A.
"Linear System Theory. The state Space Approach"
Mc Graw Hill
1963

Dernière page d'une thèse

VU

Grenoble, le

Le Président de la thèse

VU, et permis d'imprimer,

Grenoble, le

Le Président de l'Université
Scientifique et Médicale